

Ecole Centrale de Nantes

ÉCOLE DOCTORALE

Sciences pour l'Ingénieur, Géosciences, Architecture

Année 2013

Thèse de DOCTORAT

Spécialité : GENIE MECANIQUE PRODUCTIQUE TRANSPORT

Présentée et soutenue publiquement par :

INES JOMAA

Le 28 Juin 2013

à l' Ecole Centrale de Nantes

TITRE

**PRISE EN COMPTE DES PERCEPTIONS DANS LES SYSTEMES DE RECOMMANDATIONS DE PRODUITS
EN LIGNE**

JURY

Rapporteurs : Julie LE CARDINAL

Professeur, ECP, Paris.

Nadège TROUSSIER

Professeur, UTT, Troyes.

Examineurs : Catherine DA CUNHA

Maître de conférences, ECN, Nantes.

Emilie POIRSON

Maître de conférences, ECN, Nantes.

Jean-François PETIOT

Professeur, ECN, Nantes.

Nicolas PERRY

Professeur, ENSAM, CER Bordeaux, Talence.

Directeur de thèse : Jean-François PETIOT

Co-encadrants : Catherine DA CUNHA, Emilie POIRSON

Laboratoire : Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes.

N° ED : 498-275

Table des matières

Résumé.....	10
Glossaire.....	14
Introduction Générale.....	15
1. Contexte général.....	15
2. Positionnement et problématique de recherche.....	18
3. Objectifs scientifiques du travail.....	19
Chapitre 1. Etat de l’art	22
Introduction	22
1.1. PARTIE 1: Techniques de filtrage	23
1.1.1. Filtrage collaboratif	24
1.1.2. Filtrage démographique.....	29
1.1.3. Filtrage basé sur le contenu	29
1.1.4. Filtrage hybride	31
1.1.5. Positionnement de la recherche par rapport aux techniques de filtrage	32
1.1.5.1. Synthèse des différentes techniques et critères d’analyse	32
1.1.5.2. Intérêt et limites des techniques identifiées	33
1.1.5.3. Choix du filtrage collaboratif	33
1.2. PARTIE 2 : Les préférences et les perceptions	34
1.2.1. Méthodes à base de préférence.....	34
1.2.2. Importance de la perception émotionnelle dans un jugement de préférence	39
1.2.3. La perception émotionnelle	40
1.2.4. Différentes approches.....	41
1.2.5. Positionnement de la problématique par rapport à l’état de l’art	45
1.3. Conclusion	47
Chapitre 2. Méthodologie de recommandation - Proposition	49
Introduction	49
2.1. Terminologie adoptée	49
2.2. Recueil des perceptions	50

2.2.1.	Méthode.....	50
2.2.2.	Protocole expérimental.....	52
2.2.3.	Généricité de la méthode.....	54
2.3.	Description de l'approche de recommandation proposée.....	54
2.3.1.	Principe.....	54
2.3.2.	L'approche proposée par l'exemple.....	56
2.3.3.	Hypothèses sous-jacentes - Synthèse.....	61
2.4.	Conclusion.....	61
Chapitre 3. Tests par simulation des bases de données.....		63
Introduction.....		63
3.1.	Principe des tests – La validation croisée.....	64
3.2.	Procédure de Test.....	65
3.2.1.	Définition de profils de clients.....	65
3.2.2.	Création des bases de données.....	67
3.2.3.	Indicateur de qualité des recommandations.....	68
3.2.4.	Cas d'étude.....	71
3.2.5.	Mise au point de la simulation.....	72
3.2.6.	Résultats de la procédure de test.....	79
3.2.7.	Performance des deux approches- Synthèse.....	84
3.2.8.	Seuils, profil de préférence - Discussion.....	85
3.3.	Conclusion.....	86
Chapitre 4. Expérimentation.....		87
Enquête en ligne sur les films long-métrage.....		87
Introduction.....		87
4.1.	Protocole expérimental.....	88
4.1.1.	Choix des films long-métrage.....	88
4.1.2.	Questionnaire en ligne.....	88
4.2.	Résultats.....	90
4.2.1.	Informations sur les sujets.....	91
4.2.2.	Performance des approches de recommandation.....	92
4.2.3.	Résultats sur $N_{mc}=100$ tests- Approche classique VS Approche proposée.....	94
4.2.4.	Nature des films proposés.....	95
4.2.5.	Performance en fonction du sexe et de l'âge.....	98

4.2.6. Performance pour une certaine catégorie de sujets	99
4.3. Discussion.....	106
4.4. Conclusion	107
Conclusion Générale – Perspectives du travail	109
Références	112
Annexe	124

Remerciements

Je remercie énormément mon directeur de thèse Monsieur **Jean-François Petiot**, Professeur à l'Ecole Centrale Nantes, pour m'avoir soutenu et appuyé tout au long de ce travail. Il a su m'apporter un soutien constant et a toujours fait preuve d'une grande disponibilité. Son soutien constant, ses remarques et ses réflexions m'ont été précieux.

Je désire exprimer ma gratitude à mes co-encadrantes, Mesdames **Emilie Poirson** et **Catherine Da Cunha**, Maîtres de conférences à l'Ecole Centrale Nantes, pour leur soutien tout au long de ces années. Je leur suis particulièrement reconnaissante de la confiance qu'elles m'ont accordée dans la conduite de mes travaux. Je les remercie pour leur souci constant de l'avancement de ma thèse et leur suivi continu. Par leur bonne humeur, leur collaboration, et leurs réelles qualités humaines, elles m'ont toujours encouragée et aidée à surmonter les difficultés.

Ce travail n'aurait jamais été possible sans l'appui de mon directeur et de mes co-encadrantes.

Je remercie vivement Monsieur **Nicolas Perry**, Professeur à l'ENSAM- CER Bordeaux, qui m'a fait l'honneur d'être Président du jury.

J'exprime mon profond respect et mes remerciements à Madame **Nadège Troussier**, Professeur à l'Université de Technologie de Troyes et Madame **Julie Le Cardinal**, Professeur à l'Ecole Centrale Paris, pour avoir accepté d'être rapporteurs de ce travail, et pour l'honneur qu'elles m'ont fait en participant au jury.

Je les remercie pour leur évaluation scientifique et leur travail de synthèse.

Je souhaite également exprimer ma profonde reconnaissance à tous les membres de l'IRCCyN, en particulier l'équipe IS3P, pour m'avoir accueillie avec sympathie.

Aleksandra, Maissa, Nadine, Jonathan, Denis, Tomas, Jinda, Céline, Ruina, Dominique, Kartick, Sylvain, Xavier, Charifa, Philip, Clément, Sahab, Andrea, et Anis ; merci pour votre soutien moral et votre aide. Je n'oublierai jamais votre humour et vos taquineries lors de ces dernières années. Je vous souhaite une très bonne continuation.

Enfin et surtout, je remercie du fond du cœur mes parents, ainsi que tous les membres de ma famille.

Table des figures

Figure 1. Positionnement de la recherche	18
Figure 2. Objectifs scientifiques de la thèse.....	19
Figure 3. Représentation du « circumplex » de Russell (adapté et traduit de (Fox, 2008)) Dimension horizontale : Valence ; Dimension verticale : Activation.....	43
Figure 4. L'échelle SAM (Lang et al., 2008).....	45
Figure 5. Recueil des descripteurs perceptifs.....	51
Figure 6. Scénario générique – Illustration par un exemple	55
Figure 7. Description du principe de l'approche de recommandation proposée.....	57
Figure 8. Aire où Client _x est similaire à Paul – Exemple.....	59
Figure 9. Rappel - L'approche classique et l'approche proposée	63
Figure 10. Procédure de test – Différentes étapes	65
Figure 11. Exemple de type de préférence p et de type perceptif q	67
Figure 12. Le système recommande des produits au client actif	71
Figure 13. Illustration de la matrice des notes globales de r produits vus par Client _x et le client actif – Détermination de Seuil2.....	73
Figure 14. Illustration de la matrice des évaluations perceptives des l produits par Client _x et le client actif – Détermination de Seuil4.....	74
Figure 15. Impact de Seuil1 sur la qualité des recommandations	76
Figure 16. Impact de Seuil2 sur la qualité des recommandations	77
Figure 17. Impact de Seuil3 sur la qualité des recommandations	78
Figure 18. Impacts de Seuil4 sur la qualité des recommandations	79
Figure 19. Impact du nombre de produits sur la qualité des recommandations	80
Figure 20. Impact du nombre de clients sur la qualité des recommandations	81
Figure 21. Impact du nombre de descripteurs perceptifs sur la qualité des recommandations	82
Figure 22. Performance en fonction de l'erreur	83
Figure 23. Performance en augmentant l'erreur.....	84
Figure 24. Questionnaire en ligne- Instructions	89
Figure 25. Interface d'évaluation d'un film- Exemple.....	90
Figure 26. Répartition du nombre de films évalués par sujet.....	91
Figure 27. Répartition du nombre de sujets par films	92

Figure 28. Rapport entre la performance de l'approche proposée (k) et l'approche classique (k') pour des seuils perceptifs variables	95
Figure 29. L'approche proposée a tendance à proposer les mêmes bons et les mêmes mauvais films recommandés par l'approche classique.....	97

Liste des tableaux

Tableau 1. Techniques de filtrage et critères d'analyse	32
Tableau 2. Intérêt et limites des techniques de filtrage pour notre recherche	33
Tableau 3. Emotions primaires d'après certains auteurs	41
Tableau 4. DES (traduit et adapté de (Izard, 1977))	42
Tableau 5. Les trois versions utilisées du DES	51
Tableau 6. Etapes de détermination des descripteurs perceptifs	53
Tableau 7. Liste des émotions et des descripteurs perceptifs	53
Tableau 8. Résumé des valeurs initiales des quatre seuils	74
Tableau 9. Influence de différents paramètres expérimentaux sur les performances des 2 approches	85
Tableau 10. Performance des trois approches en fonction de Seuil3 (indice k)	93
Tableau 11. Ecart types de k pour les trois approches	93
Tableau 12. Performance en fonction du sexe et de l'âge	98
Tableau 13. Performances des trois approches pour les 183 sujets	99
Tableau 14. Résultats des régressions et performances des approches pour les 30 sujets	102
Tableau 15. Résultats des régressions et performances des approches pour les 25 sujets	105
Tableau 16. Liste des films du questionnaire	124

Liste des publications et communications réalisées dans le cadre de la thèse

Jomaa I., Da Cunha C., Poirson E., Petiot J-F. Preference based system: an assistance for choosing a comic. *12^{ème} Colloque National AIP-PRIMECA Le Mont Dore - 29 mars au 1^{er} avril 2011*

Jomaa I., Poirson E., Da Cunha C., Petiot J-F. A methodology for designing a recommender system based on customer preferences. *18th International Conference on Engineering Design (ICED11). 15-18 August 2011. Copenhagen, Denmark*

Jomaa I., Poirson E., Da Cunha C., Petiot J-F. Design of a recommender system based on customer preferences: A comparison between two approaches. *Proceedings of the ASME 2012 11th Biennial Conference On Engineering Systems Design And Analysis ESDA2012. July 2-4, 2012, Nantes, France*

Résumé

La conception de systèmes de recommandations d'achats en ligne, tels que ceux utilisés par exemple en commerce électronique, est un vrai challenge. Cela nécessite de comprendre le besoin du client afin de lui conseiller des produits adaptés, c'est-à-dire ceux qu'il est susceptible d'apprécier. Ces recommandations doivent s'effectuer à partir de données déjà présentes dans la base de données, généralement peu abondantes.

Les systèmes actuels de recommandation se basent sur des ressemblances entre clients sur des produits achetés (ou évalués) pour émettre des recommandations. Parmi les techniques les plus utilisées dans les sites en ligne, nous nous sommes intéressés au filtrage collaboratif, pour lequel les recommandations générées sont basées sur des similarités pouvant exister entre les clients.

Ce travail s'inscrit dans une démarche de recommandations de produits qui prend en compte les préférences et les perceptions du client. Nous proposons une approche basée sur une évaluation de la préférence, enrichie par les perceptions du client lors de son expérience avec le produit. L'objectif du travail est de déterminer comment prendre en compte les perceptions du client dans un système de recommandation, et de déterminer dans quelle mesure la prise en compte des perceptions contribue à améliorer la qualité des recommandations émises par un tel système.

Le travail se focalise sur deux approches de recommandations. La première, appelée approche « classique », est basée sur le filtrage collaboratif à partir de la préférence déclarée des clients sur les produits. La seconde, qui est l'approche proposée, consiste en une combinaison du filtrage collaboratif traditionnel basé sur la préférence, enrichie par un filtrage sur les évaluations perceptives des produits. La recommandation est alors basée sur une similarité de préférence et une similarité perceptive entre les clients. Dans cette approche, les données perceptives incluent principalement des évaluations des produits selon des descripteurs émotionnels.

Pour comparer les deux approches, nous avons tout d'abord réalisé des recommandations à l'aide d'une base de données simulée, comportant différentes évaluations de clients virtuels. Pour estimer la performance de chaque approche, une procédure de test a été implémentée, en

définissant un indice de qualité de recommandation et une procédure de validation croisée basée sur des tirages aléatoires. Cette phase de simulation a permis d'ajuster différents paramètres de l'approche proposée.

Ensuite, une enquête en ligne a été réalisée pour créer des données avec des clients réels. Le produit considéré pour réaliser les expérimentations est le film long métrage. Plusieurs centaines de clients ont exprimé leurs préférences et leurs perceptions sur un ensemble de films du marché actuel, à l'aide d'une enquête sur Internet. Cette enquête a servi de terrain expérimental pour étudier sur des données réelles la qualité des recommandations des deux méthodes, qualité calculée avec la procédure de validation croisée. Des attributs généraux des films ont également été introduits afin d'estimer leur intérêt dans une procédure de recommandation.

Les résultats montrent que sur les données simulées, pour lesquelles l'expérimentateur maîtrise totalement les relations entre les préférences et les perceptions, la qualité de recommandation de l'approche proposée est supérieure à celle de l'approche classique. La prise en compte des évaluations perceptives des clients conduit bien à une amélioration de la qualité des recommandations.

Pour les données réelles, issues de l'enquête sur les films longs métrages, les résultats sont différenciés. Même si la qualité de l'approche proposée n'est en moyenne pas significativement meilleure que celle de l'approche classique, on constate que pour certains clients, des performances supérieures sont obtenues. La performance en fonction de critères démographiques a été aussi étudiée, ainsi que celle pour différentes catégories de clients.

Mots-clés : Perception, Préférences, Emotions, Systèmes de recommandations, Filtrage collaboratif

Abstract

The design of online recommendation systems, such as those used for example in e-commerce, is a real challenge. This requires understanding the customer's need in order to recommend the right product for him/her, i.e those that are likely to be appreciated. These recommendations should be made from data already in the database, usually scarce.

The current recommendation systems are based on similarities between customers on products purchased (or assessed). Among the techniques used in most online sites, we are interested in collaborative filtering, in which the recommendations are generated based on similarities that exist between customers.

This work concerns the development of a products recommendation method that takes into account the customer preferences and the perceptions. An approach based on the assessment of the preference is first described. It is enriched by the customer perceptions when using the product. The objective of the study is to determine how to take into account the customer's perceptions in a recommendation system, and to what extent the perceptions help to improve the recommendation quality of such a system.

The work focuses on two recommendation approaches. The first, called "traditional" approach, is based on the collaborative filtering from the stated customers' preference about the products.

The second is the "proposed" approach. It is a combination of the traditional collaborative filtering based on preference, enriched by filtering on perceptual evaluations of products. The recommendation is then based on a preference similarity and a perceptual similarity between the customers. In this approach, the perceptual data mainly includes product evaluations according to emotional descriptors.

To compare the two approaches, we first performed recommendations using a simulated data base made of various profiles of virtual customers. In order to estimate the performance of each approach, a test procedure has been implemented. A recommendation quality index and a cross-validation procedure based on random samples are defined. This simulation phase allowed adjusting various parameters of the proposed approach.

Then, an online survey was conducted to create data with real customers. The considered product to carry out experiments is a movie. Hundreds of customers expressed their preferences and perceptions on a range of movies of the current market, using an Internet survey. This survey was used to study on real data the recommendations' quality of the two approaches. The recommendation quality is computed using the cross-validation procedure. General attributes of the movies have also been introduced in order to assess their interest in a recommendation procedure.

The results show that on simulated data, for which the experimenter completely controls the relationship between preferences and perceptions, the recommendation quality of the proposed approach is better than the traditional approach. Taking into account customers' perceptual assessments improves the quality of recommendations.

For real data from the survey on movies, the results are varied. Although the quality of the proposed approach is on average not better than the traditional approach, we notice that for some customers, better performances are obtained. Performance based on demographic criteria was also studied, as well as for different categories of customers.

Keywords : Perception, Preferences, Emotions, Recommendation Systems, Collaborative filtering

Glossaire

a_{pi}	Coefficient perceptif i de la fonction de préférence f_p
$Client_x$	Tout client enregistré dans le système de recommandation
$EP_{produit,i}$	Evaluation du descripteur perceptif i du produit, sur une échelle à 7 niveaux (appelée aussi évaluation ou note perceptive)
f_p	Fonction de préférence p définissant le profil de préférence d'un client. Elle permet d'estimer la note globale (ou évaluation de préférence) d'un produit en fonction des évaluations des descripteurs perceptifs
l	Nombre de produits évalués à la fois par $Client_x$ et le client actif, suivant les descripteurs perceptifs (sur une échelle à 7 niveaux)
L	L'ensemble des l produits
nb_desc	Nombre de descripteurs perceptifs
$nb_desc_com_{produit\ i}$	Nombre de descripteurs perceptifs relatifs à un produit i , communément évalués par deux clients de Voisinage 1 parmi l produits
$nb_Clients$	Nombre des clients du système
$nb_Produits$	Nombre de produits du système
N_{mc}	Nombre d'essais de la procédure de Monte Carlo pour une combinaison de valeurs de la variable considérée
$Perceptif_{type,q}$	Type ou profil perceptif q de clients qui ont les mêmes évaluations perceptives des produits
$Preference_{type,p}$	Type ou profil de préférence p de clients qui ont la même fonction de préférence f_p
r	Nombre de produits communément évalués par $Client_x$ et le client actif
$Seuil1$	Seuil relatif à la mesure cosinus entre $Client_x$ du système et le client actif
$Seuil2$	Seuil relatif à la distance euclidienne entre $Client_x$ du système et le client actif
$Seuil3$	Seuil relatif à la mesure du cosinus 'perceptif' entre $Client_x$ de Voisinage 1 et le client actif
$Seuil4$	Seuil relatif à la distance euclidienne 'perceptive' entre $Client_x$ de Voisinage 1 et le client actif

Introduction Générale

1. Contexte général

Le commerce électronique est apparu au milieu des années 90. Il désigne l'ensemble des transactions commerciales impliquant la vente de biens et de services en ligne (différents cas d'applications: livres, musique, vacances...). Par rapport au commerce traditionnel, le commerce électronique offre divers avantages quant à sa praticité. En effet, un client n'est pas amené à se déplacer pour effectuer ses achats, les sites dédiés sont accessibles à tout moment ; il lui est donc possible de comparer exhaustivement les produits sans avoir à faire plusieurs magasins. De plus, le client est mieux informé sur les particularités des produits et des services. Les prix sont aussi plus avantageux. Un scénario classique peut être représenté par exemple par un client qui souhaiterait réaliser un achat, une fois authentifié sur le site il pourra ajouter des produits à son panier. Se connectant, une seconde fois, le site le reconnaît et pourra ainsi lui faciliter ses prochains achats en lui proposant des produits sur la base de son historique.

Afin d'aider un client dans son choix de produits ou de services en ligne, les systèmes utilisés en commerce électronique font souvent appel à des techniques basées sur la recherche d'information et le filtrage d'information.

La recherche d'information (Robertson, 1981 ; Belkin et Croft, 1987; Salton, 1989) est une discipline qui vise à répondre de manière pertinente aux requêtes de l'utilisateur. Le besoin de l'utilisateur est généralement exprimé en langage naturel sous forme de requête par mots clefs. Plusieurs moteurs de recherche sur le Web sont utilisés à cet effet (Google, Yahoo...). La requête est comparée à des sources d'informations stockées dans le système et indexées par mots clefs pour aboutir à des articles (produits, services...) répondant à la demande de l'utilisateur ou du client. La recherche par mots-clefs possède certaines limites :

- le langage naturel du client doit se concentrer sur des termes précis, exhaustifs, gommant toutes les nuances apportées par des adjectifs ou adverbes qui pourraient

donner une notion hédonique au jugement (concept relatif au plaisir recherché dans l'article en question)

- l'impératif d'exactitude des mots limite l'espace des articles parcourus, selon la prise en compte de synonymes, de différents sens des verbatim ;
- l'utilisation de mots-clefs empêche la découverte de nouveaux articles.

La recherche d'information par mots clefs ne permet pas facilement d'adapter la requête de l'utilisateur à ses besoins évolutifs tels que ses centres d'intérêt et ses préférences. Il paraît donc nécessaire, pour fournir une réponse adaptée à l'utilisateur, de le laisser exprimer ses perceptions et ses préférences. Les techniques de filtrage d'information (Belkin et Croft, 1992) tentent de répondre à ce challenge. Avec l'avènement des systèmes de recommandation basés sur le filtrage d'information (Resnick et al., 1994 ; Lang, 1995 ; Krulwich, 1997), les intérêts des utilisateurs sont pris en compte à long terme. Ces systèmes remontent au milieu des années 1990 et sont de plus en plus présents sur le Web.

Le principe des systèmes de recommandation consiste à filtrer de façon personnalisée l'information afin de proposer au client des recommandations (articles, produits) qui s'adaptent à long terme à ses préférences. Sur plusieurs sites, les recommandations se basent sur les achats ou les évaluations antérieurs des articles par les utilisateurs, mais aussi sur d'autres attributs, impliquant des données démographiques telles que l'âge, le sexe, les intérêts de l'utilisateur, ses artistes ou auteurs favoris par exemple (Linden et al., 2003).

Les systèmes de recommandation permettent de fidéliser l'utilisateur en apprenant davantage sur ses besoins. En effet, même si un client n'a aucune idée de ce qu'il va acheter sur le site, le système peut l'aider et lui faire des suggestions; les techniques de filtrage utilisées aident donc un moteur de recherche à fournir des recommandations individualisées et à s'adapter à chaque client (Schafer et al., 1999). Un nombre considérable de sites de commerce électronique se basent sur les systèmes de recommandations. Ils sont utilisés par des millions de sites et des millions de clients et ils sont intéressants dans les environnements d'achats ayant de grandes quantités de référence. Les systèmes de recommandation permettent d'améliorer les ventes sur le Web ; ils transforment les utilisateurs- navigateurs en acheteurs (Schafer et al., 2001). Par exemple, Amazon.com et CDNow.com comptent parmi les sites marchands les plus efficaces basés sur ces systèmes.

Parmi les techniques de filtrage d'information les plus implémentées, nous distinguons le filtrage collaboratif (Goldberg et al., 1992; Shardanand et Maes, 1995 ; Konstan et Riedl, 2012), c'est-à-dire la recommandation d'un ou plusieurs articles à un client donné (appelé utilisateur actif) en fonction des opinions d'autres clients partageant des goûts et des préférences similaires. Ces opinions sont déterminées d'une manière explicite ou implicite par le système : notations (ou évaluations), achat d'articles similaires. Le filtrage collaboratif compare les clients entre eux en exploitant ces opinions pour créer des communautés. Une communauté représente un ensemble de clients partageant des goûts et des préférences similaires. Les recommandations générées sont basées sur les similarités qui pourraient exister entre ces clients sans aucune analyse du contenu des articles. Par exemple, le filtrage collaboratif permet de prévoir la notation d'un article non encore acheté par le client en examinant les notations attribuées à cet article par sa communauté. Un client reçoit donc les articles jugés pertinents par sa communauté.

Le filtrage collaboratif (Resnick et al., 1994 ; Lashkari et al., 1994, Breese et al., 1998) est réputé pour la richesse des propositions, ainsi que pour sa capacité à manipuler des articles de natures complexe et variée (vidéo, audio, texte...) et ce, sans faire appel à aucune connaissance préalable des domaines d'intérêts du client ni de technique d'indexation de contenu (Salton et McGill, 1983 ; Savoy et Rasolofo, 2004). Aucune donnée démographique du client n'est requise par le filtrage collaboratif d'où le respect de la vie privée des clients.

Cependant, les systèmes de filtrage collaboratif souffrent de certaines limites : le nombre d'articles à évaluer pour que le système soit performant (démarrage à froid) et l'opacité du système qui fournit des recommandations sans explication ; ces systèmes manquent de transparence (Herlocker et al., 2000) ; ils représentent des boîtes noires émettant des recommandations mais ne peuvent pas être questionnés (Montaner et al., 2003). Ces limites entraînent une qualité des recommandations qui n'est pas toujours satisfaisante et une confiance limitée de l'utilisateur du système.

Pour connaître donc les raisons pour lesquelles un produit a été apprécié ou non, il existe des méthodes qui permettent d'expliquer la perception et la préférence du client. Selon (Fenech et Borg, 2007), la perception d'un produit agit comme stimuli sur les émotions, il s'agit d'un processus multi-phases dans lequel les sens occupent un rôle important ; l'impact émotionnel du produit est déterminé par nos sensations lors de notre interaction avec le produit. D'où l'intérêt de considérer la composante émotionnelle de la perception.

Les recherches sur le comportement du consommateur ont montré que les émotions et les états affectifs influencent sa décision d'achat (Holbrook et Hirschman, 1982 ; Richins, 1997). Il semble donc intéressant de considérer la composante émotionnelle de la perception, déterminée par nos sensations lors de notre interaction avec le produit.

Depuis, les années 1960, plusieurs disciplines telles que le marketing, l'ingénierie, l'économie ont pris en compte les émotions des clients considérées comme des mécanismes renvoyant des signaux en réponse à un événement favorable ou défavorable (Desmet et Hekkert, 2007). La recherche dans le domaine des émotions suscitées par les produits est de plus en plus importante (Jordan, 2000; Desmet et Hekkert, 2002; Desmet, 2008). Les produits sont conçus de nos jours dans le but de répondre aux besoins émotionnels des consommateurs. Pour connaître les raisons pour lesquelles un produit a été apprécié ou non, les préférences doivent être expliquées.

2. Positionnement et problématique de recherche

Ce travail de recherche se positionne entre deux domaines ; celui du filtrage d'information via des systèmes de recommandation et celui de la prise en compte de la perception client dans la conception de produits (figure 1).

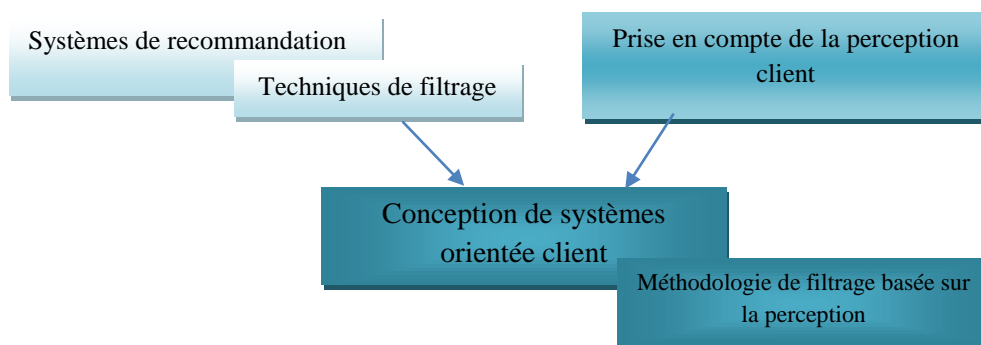


Figure 1. Positionnement de la recherche

Nous nous plaçons dans le cadre d'une méthodologie de recommandation basée sur la perception permettant d'améliorer la qualité des propositions émises par un système basé sur le filtrage collaboratif. Il s'agit de dépasser les limites de cette technique de filtrage pour proposer des recommandations pertinentes basées sur des caractéristiques perceptives, et particulièrement émotionnelles, relatives à l'interaction entre le client et le produit.

Le cas d'application choisi est l'étude des films long-métrage. L'appréciation de ce produit est fortement liée aux émotions et les niveaux d'expertise dans le domaine sont variés.

L'objet de ce travail de thèse peut être formulé de la façon suivante :

« Proposer une **méthodologie** permettant d'**instruire** de manière pertinente la **préférence** et la **perception** d'un client, afin d'**améliorer** la **qualité des recommandations** »

Dans notre recherche, nous considérons que les recommandations seront basées sur des évaluations des produits par les clients. Ces évaluations représenteront ensuite des données d'entrées d'une approche basée sur le filtrage collaboratif. Cette approche, à préciser dans le cadre de cette thèse, sera appliquée ensuite afin de produire des recommandations au client.

Nous désignons par :

- **Préférence client** : le jugement global du client sur le produit, dans son ensemble. Elle correspond à un jugement évaluatif du client, selon qu'il apprécie ou n'apprécie pas le produit. Nous supposons que la préférence est construite à partir des perceptions du sujet (Brunswik, 1952).
- **Perception client** : le processus par lequel le client transforme des impressions sensorielles en une image cohérente et unifiée du monde qui l'entoure. Nous nous intéresserons particulièrement aux émotions suscitées chez le client par l'utilisation du produit.

3. Objectifs scientifiques du travail

Afin de répondre à la problématique, nous examinerons dans ce travail trois questions majeures, formulées selon les deux objectifs de recherche suivants (figure 2).

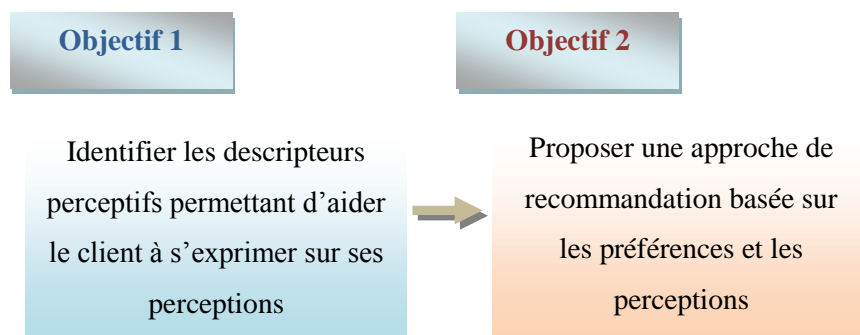


Figure 2. Objectifs scientifiques de la thèse

Le premier objectif scientifique de la thèse (Objectif 1) consiste à préconiser une méthode pour déterminer des descripteurs permettant de caractériser les perceptions de l'utilisateur dans son interaction avec le produit, qui soient pertinents pour le problème de recommandation. La question étant : « Comment définir, à l'aide de termes adaptés, les émotions induites par le produit chez le client? ». Notre hypothèse sous-jacente est la suivante : « **La préférence est un jugement qui est construit à partir des perceptions, et donc la prise en compte de la perception client est susceptible d'améliorer la qualité des recommandations** ».

L'Objectif 2 de la thèse consiste à mettre au point une approche de recommandation de produits intégrant les perceptions et les préférences.

Ce document est structuré en quatre principaux chapitres:

- Le premier chapitre est bibliographique. Il comporte deux parties. Dans un premier temps, nous passons en revue les différentes techniques de filtrage d'information. Ensuite, nous dressons un état de l'art sur la mesure et la modélisation des préférences et des perceptions. Nous étudions l'intérêt de la littérature établie par rapport à notre recherche.
- Dans le second chapitre nous présentons la méthodologie proposée pour mettre au point notre système de recommandation, et qui comporte:
 - une phase de recueil des perceptions, qui permettra de déterminer la liste des descripteurs perceptifs.
 - une phase de filtrage collaboratif, basé sur les préférences et les perceptions.
- Dans le chapitre 3, cette approche sera appliquée à une base de données virtuelle, pour laquelle les clients et les produits sont simulés. Ces tests permettent de simuler le comportement du système de recommandation, afin de proposer des indicateurs de mesure de performance, et de mettre au point les paramètres du système. Nous étudions la performance de notre approche et nous la comparons à l'approche classique du filtrage collaboratif.
- Dans le chapitre 4, un protocole expérimental permettant de valider toute la méthodologie sera présenté sur des données réelles ; il correspond à des données recueillies lors d'un questionnaire en ligne sur des films long-métrage, qui a impliqué plusieurs centaines de sujets. Ce chapitre présente une analyse des

résultats et une comparaison des performances de recommandation, sur la base des données réelles.

- Enfin, nous clôturons ce rapport par une conclusion générale et nous présentons les perspectives de ce travail.

Chapitre 1. Etat de l'art

Introduction

Plusieurs moteurs de recherche sont apparus au début des années 1990 (Yahoo, Lycos...) permettant un accès à l'information à grande échelle. Ils utilisent pour cela des techniques de recherche d'information. L'utilisateur du moteur de recherche exprime son besoin sous forme de requête ; les moteurs interrogent leurs bases de données afin de répondre au mieux à la demande de l'utilisateur. Cependant, cette recherche reste limitée aux mots clefs exprimés dans la requête de l'utilisateur, gommant les nuances relatives au jugement de valeur de l'utilisateur, au plaisir recherché dans l'article en question ; à ce titre une requête ne peut pas être très spécifique (quelque soit l'utilisateur, il devra utiliser les mêmes mots-clés génériques, ce qui fait que la requête donnera les mêmes résultats).

L'émergence des systèmes de recommandation a permis de mieux adapter cette recherche, et de suggérer des articles personnalisés à l'utilisateur. Ces systèmes, fréquemment utilisés dans les sites de commerce électronique, se basent sur des techniques de similarités entre les clients ou sur des similarités entre les articles consultés ou achetés pour émettre des recommandations. Ils peuvent aussi produire des recommandations à leurs utilisateurs en se basant sur les articles les plus achetés sur le site ou sur des données de nature démographique.

Le filtrage collaboratif compte parmi les techniques les plus répandues. Il est basé sur les achats ou évaluations des articles par les utilisateurs afin de recommander ces mêmes articles à un utilisateur ne les ayant pas encore achetés ou évalués et ce sans faire appel à aucune technique d'analyse de contenu. Cependant, le filtrage collaboratif présente certaines limites liées à la qualité des recommandations produites qui n'est pas toujours satisfaisante. Les systèmes basés sur le filtrage collaboratif recommandent des articles sans donner d'explications à leurs utilisateurs. Pour connaître les raisons pour lesquelles un article a été recommandé, il est nécessaire d'instruire la préférence ; de comprendre et d'expliquer la perception de l'utilisateur, et particulièrement les émotions suscitées par l'usage de l'article.

Ce chapitre comporte deux grandes parties. Dans la première partie, nous passons en revue les techniques de recommandations utilisées par les systèmes de filtrage d'information. Nous étudions ensuite l'utilité des techniques identifiées pour notre recherche. Nous nous focalisons en conséquence sur le filtrage collaboratif en particulier.

Dans la deuxième partie, nous dressons un état de l'art sur l'étude de la préférence et de la perception émotionnelle. Nous présentons ensuite différentes approches utilisées en sciences des émotions en illustrant certaines théories et outils de mesures utilisés. Nous présentons après l'intérêt des émotions et des approches ainsi identifiées pour notre recherche. Enfin, nous clôturons ce chapitre par une conclusion.

1.1. PARTIE 1: Techniques de filtrage

Le premier outil pour effectuer la sélection de produits dans une base de données produits est la recherche d'information (Salton et McGill, 1983; Baeza-Yates et Ribeiro-Neto, 1999). La recherche d'information est née au début des années 1950. C'est une discipline de l'informatique qui consiste à sélectionner des informations en réponse à un besoin d'un utilisateur exprimé sous forme d'une requête. L'information recherchée peut être un document textuel ou non textuel (image, vidéo, son). La requête de l'utilisateur est exprimée généralement par mots clefs en langage naturel. La recherche s'effectue dans une base de données dans laquelle les documents sont collectés et indexés par mots clefs.

L'indexation est une notion fondamentale dans la recherche d'information. Elle consiste à extraire, à partir du texte des documents, les mots clefs les plus significatifs et les représenter sous forme d'index. Le besoin de l'utilisateur est également représenté en termes d'information sous forme de requête indexée qui sera par la suite comparée aux indexes ainsi construits. La comparaison des documents à la requête de l'utilisateur est réalisée via plusieurs modèles d'appariement possibles tels que les modèles booléens (Salton, 1971) et les modèles probabilistes (Robertson et Sparck Jones, 1976). Les documents recherchés seront par la suite affichés pour l'utilisateur.

Cependant, contrairement au filtrage d'information (Belkin et Croft, 1992), la recherche d'information ne permet pas d'adapter la requête de l'utilisateur à ses besoins évolutifs, tels que ses centres d'intérêt et ses préférences. La réponse à une requête de l'utilisateur est immédiate dans la recherche d'information, alors que le filtrage d'information permet de prendre en compte ses intérêts sur le long terme.

Dans ce paragraphe, nous nous concentrons sur les techniques de filtrage, en passant en revue quatre des principales techniques de filtrage utilisées par les systèmes de recommandation : le filtrage collaboratif, le filtrage démographique, le filtrage basé sur le contenu et le filtrage hybride.

1.1.1. Filtrage collaboratif

Désigné aussi par « People-to-People Correlation » (Schafer et al., 1999), le concept de filtrage collaboratif (Konstan et al., 1997 ; García et al., 2009) tire son origine du filtrage d'information. Le filtrage collaboratif (Hill et al., 1995; Schafer et al., 2001) est une technique de recommandation d'articles, à savoir des documents, des produits ou des services, fréquemment utilisée dans les applications de commerce électronique. Elle a été implémentée dans un système de recommandation d'articles de journaux : GroupLens (Konstan et al., 1997) et dans des sites Web commerciaux tels que Amazon.com, MovieFinder.com et Launch.com.

Le filtrage collaboratif prévoit l'affinité d'une personne **A** pour un article ou une information en mettant en relation les opinions de cette personne **A** avec les opinions d'une communauté d'utilisateurs du système. On appelle cela des « profils » d'utilisateurs. Les opinions des utilisateurs du système sont traduites sous forme de notations ou d'évaluations d'articles. Le profil d'un utilisateur est représenté par un vecteur d'articles et leurs notations, ce profil évolue au fur et à mesure que l'utilisateur interagit avec le système (Burke, 2002).

A la différence des techniques utilisant la recherche d'information, le filtrage collaboratif ne requiert aucune analyse du contenu des articles.

Le principe général du filtrage collaboratif est divisé en trois parties : l'évaluation des articles, le regroupement des utilisateurs et la génération des recommandations.

1.1.1.1. Evaluation des articles

Un utilisateur du système évalue les articles auparavant consultés ou utilisés. Les évaluations peuvent être explicites ou implicites. Une évaluation explicite est l'expression de la satisfaction de l'utilisateur pour l'article sur une échelle numérique, c'est-à-dire la notation attribuée à l'article. Ce type d'évaluation requiert la participation de l'utilisateur. Une évaluation implicite est une interprétation du comportement de l'utilisateur à travers le système : son historique de navigation (Lieberman, 1995 ; Mladenic, 1996), ses achats

antérieurs (Breese et al., 1998). Le temps passé à lire un document sur une page web (Morita et Shinoda, 1994) et la fréquence d'accès aux articles sont des exemples d'évaluation implicite. Dans ce dernier cas, le profil de l'utilisateur peut être ainsi représenté par un vecteur contenant le nombre de fois qu'il a consulté chaque article. L'avantage de l'évaluation implicite est qu'elle ne requiert pas la participation de l'utilisateur. Cependant, les sites utilisant l'évaluation implicite sont généralement mal connus par les utilisateurs qui ne souhaitent pas être surveillés et risquent d'être effrayés par un filtrage trop voyant (Dhenin, 2004).

Peu de travaux sur le filtrage collaboratif utilisant l'évaluation implicite ont été évoqués dans la littérature.

1.1.1.2. Regroupement des utilisateurs

Le regroupement des utilisateurs se fait sur la base de leurs évaluations. Cette étape comporte deux principales phases, à savoir le calcul de similarité entre les utilisateurs et la formation des groupes d'utilisateurs. Etant donné un utilisateur actif (Sarwar et al., 2000) - utilisateur à qui le système recommandera des articles- le principe consiste à calculer sa similarité avec les utilisateurs du système et à déterminer ensuite le groupe d'utilisateurs auquel il appartient ; ce groupe comporte des utilisateurs qui ont des préférences proches pour les articles évalués en commun.

- **Recherche des utilisateurs similaires à l'utilisateur actif**

Plusieurs méthodes de calcul de similarités entre deux utilisateurs **A** et **B** peuvent être appliquées, telles que la corrélation de Pearson entre les évaluations (Resnick et al., 1994 ; Shardanand et Maes, 1995). La similarité entre un utilisateur actif **A** et un utilisateur **B**, calculée par la mesure de Pearson est donnée par l'équation (1) :

$$\text{corr}(A, B) = \frac{\sum_i (v_{Ai} - \bar{v}_A)(v_{Bi} - \bar{v}_B)}{\sqrt{\sum_i (v_{Ai} - \bar{v}_A)^2 \sum_i (v_{Bi} - \bar{v}_B)^2}} \quad (1)$$

i représente le nombre d'articles notés à la fois par **A** et **B**

v_{Ai} et v_{Bi} : notation de **A** et **B** pour l'article i sur une échelle numérique, respectivement

\bar{v}_A et \bar{v}_B : moyenne des notations de **A** et **B**, respectivement

Il est également possible de calculer la similarité entre les utilisateurs par la similarité cosinus, ou mesure cosinus (Salton et McGill, 1983 ; Breese et al., 1998 ; Sarwar et al., 2001). Un utilisateur actif **A** peut être représenté par un vecteur \vec{A} . Les composantes du vecteur sont les notations données par l'utilisateur pour les articles sur une échelle numérique. Pour déterminer la similarité entre deux utilisateurs \vec{A} et \vec{B} , la mesure cosinus consiste à calculer le cosinus de l'angle entre les deux utilisateurs (équation (2)) :

$$\cos(\vec{A}, \vec{B}) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\|_2 \times \|\vec{B}\|_2} \quad (2)$$

Plus les deux utilisateurs sont similaires, plus l'angle entre leurs vecteurs est petit, et plus la mesure cosinus est proche de 1. La mesure cosinus est commune et courante. Elle s'adapte bien au cas de données manquantes.

D'autres mesures de similarité ont été présentées dans la littérature (Breese et al., 1998 ; Herlocker et al., 1999).

- **Formation du groupe auquel appartient l'utilisateur actif**

Afin de regrouper les utilisateurs similaires à l'utilisateur actif, il est possible d'utiliser la méthode des voisins les plus proches (Resnick et al., 1994 ; Herlocker et al., 1999). Deux stratégies peuvent être utilisées afin de sélectionner les voisins. La première stratégie (Shardanand et Maes, 1995) consiste à utiliser un seuil pour le niveau de similarité entre les utilisateurs (Billsus et Pazzani, 1998). Le choix du seuil peut devenir problématique, entraînant pour un seuil fort, un voisinage restreint et un seuil très faible, un voisinage trop large. La deuxième stratégie utilise un seuil pour le nombre maximum de voisins. Elle consiste à former un voisinage d'une taille k donnée pour l'utilisateur actif. (Herlocker, 2000) a proposé un seuil expérimental k variant de 20 à 50.

1.1.1.3. Génération des recommandations

Afin de générer des recommandations d'articles à l'utilisateur actif, une fois son voisinage créé, plusieurs méthodes ont été présentées dans la littérature. Une méthode courante consiste à examiner un voisinage et à classer chaque article acheté par les membres de ce voisinage suivant le nombre d'utilisateurs l'ayant acheté. Pour un utilisateur actif appartenant à un voisinage donné, il s'agit de calculer la fréquence d'achat de chaque article par ses voisins et renvoyer ensuite les articles les plus fréquents et non encore achetés par l'utilisateur actif

(Sarwar et al., 2000). D'autres systèmes de filtrage collaboratif recommandent les articles appréciés ou hautement évalués par le voisinage et non encore notés par l'utilisateur actif (Pazzani, 1999 ; Linden et al., 2001).

Il est aussi possible de calculer la prédiction de l'évaluation d'un article par l'utilisateur actif (Resnick et al., 1994). En effet, (Breese et al, 1998) présentent des méthodes de calcul de prédiction à partir des évaluations des voisins de l'utilisateur actif. Le calcul de la prédiction de la notation de l'article j par l'utilisateur A est donné par l'équation (3) :

$$p_{A,j} = \bar{v}_A + \frac{\sum_{i=1}^n \text{corr}(A,i)(v_{i,j} - \bar{v}_i)}{\sum_{i=1}^n |\text{corr}(A,i)|} \quad (3)$$

n représente le nombre d'utilisateurs présents dans le voisinage de A ayant déjà noté l'article j

$v_{i,j}$: notation de l'utilisateur i pour l'article j

\bar{v}_i : moyenne des notations de l'utilisateur i

Lorsque la valeur de la prédiction $p_{A,j}$ dépasse un certain seuil, l'article est recommandé à l'utilisateur actif.

Dans le filtrage collaboratif, la tâche d'évaluation des articles peut cependant être frustrante pour l'utilisateur du système (Linden et al., 2001) ; fournir des recommandations pertinentes avec un minimum d'entrées représente un défi (Krulwich, 1997). De plus, ce filtrage exige un minimum d'évaluations d'articles pour être performant ; plus il y a d'évaluations, meilleur est le filtrage. En effet, un utilisateur n'ayant pas évalué suffisamment d'articles n'aura pas de recommandations de bonne qualité puisqu'il n'est pas possible de définir les utilisateurs qui lui sont similaires (problème du démarrage à froid). La qualité des recommandations n'est par conséquent pas toujours satisfaisante (Sarwar et al., 2001). En outre, les systèmes basés sur le filtrage collaboratif manquent de transparence (Herlocker et al., 2000) ; ils représentent des boîtes noires émettant des recommandations mais ne peuvent être questionnés (Montaner et al., 2003). Les explications aideront les utilisateurs à comprendre le processus de recommandation (Herlocker et al., 2000). Par conséquent, expliquer les raisons pour lesquelles un article a été recommandé procure cette transparence, mais aussi permet de comprendre pourquoi un utilisateur a donné une telle notation à un tel article.

Amazon.com dans sa section pour les livres 'Book Matcher' utilise le filtrage collaboratif. Dans un espace dédié, il offre la possibilité à un client donné de noter les articles déjà achetés sur une échelle numérique de 1 à 5. Les notes sont utilisées par le système pour recommander d'autres articles au client.

1.1.1.4. Filtrage collaboratif- Evaluations multicritères

(Adomavicius et Kwon, 2007) utilisent le filtrage collaboratif et incorporent en plus quatre critères à évaluer par l'utilisateur afin d'améliorer la qualité des recommandations. L'application concerne les films long-métrage : les 4 critères sont ceux utilisés par « Yahoo Movie » : le scénario, le jeu d'acteurs, la réalisation et les images. Ils proposent une approche basée sur la similarité entre les utilisateurs (*en anglais* « Similarity-based approach ») ; cette approche étend le filtrage collaboratif. Elle intègre les évaluations des quatre critères par l'utilisateur.

La similarité entre deux utilisateurs **A** et **B** peut être déterminée en calculant la moyenne de similarités individuelles (équation (4)) :

$$\text{sim}_{\text{moy}}(A, B) = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \text{sim}_i(A, B) \quad (4)$$

$\text{sim}_i(A, B)$ représente la similarité entre les deux utilisateurs suivant le $i^{\text{ème}}$ critère. Elle peut être déterminée par la mesure du cosinus.

$\text{sim}_0(A, B)$ représente la similarité entre les deux utilisateurs suivant la note globale.

La similarité peut aussi être déterminée en utilisant une distance comme métrique (de Manhattan, Euclidienne ou de Chebyshev); si la similarité est proche de 0 les deux utilisateurs sont considérés comme très proches.

La recommandation d'un film à l'utilisateur actif peut être ensuite déterminée par le calcul de la prédiction de la note globale donnée par l'utilisateur au film, comme dans le cas du filtrage collaboratif standard (Breese et al, 1998).

L'approche basée sur la similarité a été comparée au filtrage collaboratif standard et a donné de meilleurs résultats grâce à l'utilisation des quatre critères additionnels (Scénario, Jeu d'acteurs, Réalisation, et Images).

1.1.2. Filtrage démographique

Le filtrage démographique (Burke, 2002 ; Vozalis et Margaritis, 2003) est une technique de recommandation ayant le même principe de base que le filtrage collaboratif, mais qui utilise un autre type de données, à savoir les caractéristiques démographiques des utilisateurs (âge, sexe...), communément renseignées par l'utilisateur dans un formulaire d'inscription (Montaner et al., 2003). Les recommandations produites sont basées sur des groupes démographiques similaires, caractérisés par un profil. L'hypothèse de cette technique est que les préférences sont induites par ce profil. Il existerait donc une fonction f liant préférence et données démographiques (équation 5).

$$\text{Préférence} = f(\text{âge, sexe, ...}) \quad (5)$$

L'avantage du filtrage démographique par rapport au filtrage collaboratif et à d'autres techniques est qu'il n'exige pas la connaissance de l'historique d'évaluations de l'utilisateur actif. Pour un groupe démographique donné d'utilisateurs, le filtrage démographique détermine les articles achetés ou appréciés par ce groupe, et qui seront agrégés et recommandés à tout nouvel utilisateur appartenant à ce groupe. Cette technique est également moins sensible au problème de démarrage à froid de la recommandation.

(Pazzani, 1999) utilise le filtrage démographique dans la recommandation de restaurants. Le système de recommandation LifeStyle Finder (Krulwich, 1997) utilise aussi le filtrage démographique pour proposer une série de produits et de services à une population d'utilisateurs selon leur style de vie.

Les recommandations du filtrage démographique risquent cependant d'être trop générales puisque chaque utilisateur peut être potentiellement différent d'un autre, même si celui-ci possède le même profil démographique (Montaner et al., 2003). De plus, cette approche ne s'adapte pas aux changements des intérêts d'un utilisateur, or le profil d'un utilisateur peut évoluer au cours du temps. Cependant, combiné à d'autres techniques de filtrage, le filtrage démographique reste une technique intéressante.

1.1.3. Filtrage basé sur le contenu

En partant des achats ou des évaluations antérieures d'un utilisateur actif du système de recommandation, le filtrage basé sur le contenu (Pazzani, 1999 ; Degemmis al., 2007) ou "item-to-item correlation" (Schafer et al., 1999) recherche dans les nouveaux articles ceux qui

sont similaires aux articles que l'utilisateur a auparavant appréciés et les lui recommande : articles du même auteur, ou contenant les mêmes mots clefs, thématiques similaires...

Dans cette approche, un utilisateur est indépendant des autres utilisateurs du système. Cette technique se base sur l'analyse du contenu des articles (description, performance) et les thèmes qui y sont abordés. Ces données, invariantes d'un client à l'autre, sont appelées données objectives. Le système apprend les intérêts de l'utilisateur en se basant sur les caractéristiques présentes dans les articles qu'il a aimés dans le passé. Il crée son profil en utilisant des caractéristiques extraites de ces articles (Montaner et al., 2003).

Le filtrage basé sur le contenu est généralement utilisé dans des articles dont le contenu est textuel, par exemple les documents ou pages web. Il utilise le contenu des articles ainsi que leurs évaluations par l'utilisateur actif pour construire son profil utile par la suite pour lui recommander des articles intéressants. Une requête de recherche est construite afin de trouver d'autres articles du même auteur, artiste, ou contenant des mots clefs similaires (Linden et al., 2003). Les documents peuvent être représentés suivant l'importance des termes qui y sont contenus. Un système de filtrage basé sur le contenu analyse les caractéristiques C_i des articles appréciés par l'utilisateur actif, il analyse aussi les nouveaux articles destinés à être recommandés et en sélectionne ceux qui maximisent les caractéristiques C_i . Ces caractéristiques peuvent être déterminées par des techniques de filtrage d'information (Belkin et Croft, 1992) basées sur le contenu ou des techniques de recherche documentaire (Baeza-Yates et Ribeiro-Neto, 1999).

L'établissement du profil de l'article utilise généralement un vecteur constitué de mots clefs ; la mesure des poids d'importance d'un mot clef dans un article textuel se fait communément par la mesure TF-IDF (Salton, 1989). Le filtrage établit également un vecteur de profil d'un utilisateur dont chaque composante représente l'importance du mot clef pour l'utilisateur.

A partir des indices TF-IDF, une fonction d'utilité traduisant le degré de satisfaction de l'utilisateur pour l'article en question est calculée. Elle peut être déterminée par la mesure cosinus et ce en calculant le cosinus de l'angle entre le vecteur représentant le profil du client et le vecteur représentant le profil de l'article (Adomavicius et Tuzhilin, 2005).

A titre d'exemple, un système recommandant des pages web pour un utilisateur tel que le système Fab (Balabanovic et Shoham, 1997) utilise les 100 mots clefs les plus importants pour représenter le contenu d'une page Web (Adomavicius et Tuzhilin, 2005).

Dans le filtrage basé sur le contenu et comme pour le filtrage collaboratif, le profil évolue à long terme au fur et à mesure que l'utilisateur se connecte au système. Les systèmes de recommandation InfoFinder (Krulwich et Burkey, 1996), et NewsWeeder (Lang, 1995) implémentent le filtrage basé sur le contenu.

Les systèmes de recommandation d'articles basés sur le contenu présentent plusieurs avantages. En effet, comme pour le filtrage collaboratif, il n'est pas indispensable de connaître le domaine d'intérêt de l'utilisateur, les recommandations sont strictement basées sur les évaluations des articles. De plus, contrairement au filtrage collaboratif, même en étant inscrit seul sur un site, un utilisateur ayant renseigné sa préférence, peut recevoir des recommandations, l'inscription des autres utilisateurs n'est pas requise.

Cependant, le filtrage basé sur le contenu présente certaines limites à savoir l'analyse limitée du contenu des articles. En effet, pour les articles scientifiques ou documents, les pages web, ce type de filtrage est intéressant, cependant, dans des articles tels que les livres, les films, ou dont le contenu est du multimédia (musique, image) où l'extraction d'information n'est pas évidente, le filtrage basé sur le contenu n'est pas la technique adaptée. De plus, le filtrage basé sur le contenu ne prend pas en compte les attributs subjectifs liés à la perception de l'utilisateur et qui peuvent influencer énormément son choix. Enfin, l'utilisateur risque de ne pas recevoir d'articles « innovants » car les recommandations reçues portent sur les thèmes présents dans son profil, et sont donc restreintes aux articles similaires à ceux qu'il a positivement évalués dans le passé.

“Customers who Bought” d'Amazon.com utilise le filtrage basé sur le contenu et recommande des titres d'auteurs dont les livres sont fréquemment achetés par le client.

1.1.4. Filtrage hybride

Le filtrage hybride (Basu et al., 1998 ; Adomavicius et Tuzhilin, 2005) a été conçu pour pallier les faiblesses des techniques de recommandation (Ungar et Foster, 1998 ; Soboroff et Nicholas, 1999). Il s'agit d'une combinaison du filtrage collaboratif et du filtrage basé sur le contenu (Montaner et al., 2003).

Plusieurs méthodes permettent de combiner deux techniques de recommandation telles que la pondération. Dans cette méthode, la prédiction de la note finale de la recommandation est calculée à partir des résultats des différentes techniques de recommandations présentes dans le système. A titre d'exemple, le score final peut se présenter comme une combinaison linéaire des prédictions du filtrage collaboratif et du filtrage basé sur le contenu (Burke,

2002). Une autre méthode d'hybridation est la commutation : en se basant sur certains critères, le système fait un choix entre les techniques de recommandation suivant la situation en cours (Billsus et Pazzani, 2000) ; à titre d'exemple, s'il n'est pas possible au début de définir un voisinage à un utilisateur donné, le système peut commencer par utiliser le filtrage basé sur le contenu et plus tard tenter le filtrage collaboratif.

Le filtrage hybride résout certaines limites rencontrées dans les techniques de recommandation ordinaires : les limites liées au manque de subjectivité et de nouveauté rencontrées dans le filtrage basé sur le contenu, moins constatées dans le filtrage collaboratif. Il permet aussi de résoudre les problèmes rencontrés en début d'utilisation du système lorsqu'il n'y'a pas suffisamment d'articles évalués par l'utilisateur (démarrage à froid).

1.1.5. Positionnement de la recherche par rapport aux techniques de filtrage

1.1.5.1. Synthèse des différentes techniques et critères d'analyse

Le tableau 1 résume les familles des techniques de filtrage identifiées et synthétise les principaux critères qui les caractérisent. Ces critères nous serviront ensuite de critères d'analyse pour justifier notre choix quant à la technique de recommandation que nous allons retenir plus tard.

Technique de filtrage	Critères d'analyse
Filtrage collaboratif	Basé sur des achats ou évaluations des articles Regroupement des utilisateurs : voisinage basé sur la similarité entre utilisateurs
Filtrage démographique	Basé sur des caractéristiques démographiques des utilisateurs
Filtrage basé sur le contenu	Basé sur des achats ou évaluations des articles Analyse du contenu des articles
Filtrage hybride	Basé sur des achats ou évaluations des articles Méthodes d'hybridation

Tableau 1. Techniques de filtrage et critères d'analyse

1.1.5.2. Intérêt et limites des techniques identifiées

Rappelons que l'un des objectifs de ce travail consiste à proposer une approche de recommandation de produits basée sur les perceptions (Objectif 2).

Certaines techniques de filtrage identifiées dans la section précédente peuvent constituer un point de départ pour répondre à cet objectif scientifique. Cependant, elles sont limitées dans leur fonctionnement.

Le tableau 2 résume l'intérêt et les limites de ces techniques pour notre recherche.

Technique de filtrage	Intérêt	Limites
Filtrage démographique	Simple à implémenter.	Recommandations basées sur des informations démographiques assez générales sur les utilisateurs. Une recommandation risque d'être peu pertinente s'il n'y'a pas de couplage fort entre les profils démographiques et les articles appréciés.
Filtrage basé sur le contenu	Fonctionne même avec peu d'utilisateurs.	<ul style="list-style-type: none"> - Analyse de contenu limitée aux données objectives de l'article, non prise en compte de la perception de l'utilisateur. - Plus adapté aux articles dont le contenu est textuel, moins adaptée à des articles comme les livres ou dont le contenu est du multimédia.
Filtrage hybride	Permet de dépasser certaines limites du filtrage basé sur le contenu, et d'améliorer la qualité des recommandations.	Ne permet pas d'expliquer les raisons pour lesquelles un article a été recommandé à un utilisateur.

Tableau 2. Intérêt et limites des techniques de filtrage pour notre recherche

1.1.5.3. Choix du filtrage collaboratif

Les systèmes basés sur le filtrage collaboratif reposent seulement sur les évaluations des utilisateurs et peuvent être utilisés afin de recommander des articles sans aucune manipulation de contenu. Par conséquent, l'évaluation des articles consultés par l'utilisateur constitue l'un des critères les plus importants de choix de la technique de recommandation à implémenter.

Les critères d'analyse que nous considérerons ne portent pas sur les données démographiques des utilisateurs, ni sur la fouille du contenu des articles.

Nous nous sommes intéressés au filtrage collaboratif. En effet, les avantages du filtrage collaboratif incluent la capacité à filtrer n'importe quel type de contenu : du texte, de la vidéo, de la musique..., dont la manipulation est complexe et demande du temps. Ce filtrage ne

demande pas de connaissances particulières sur les méthodes de fouille de contenu, de recherche d'information ou d'indexation.

Le filtrage collaboratif est une technique dont le principe est simple à appliquer et bien adaptée aux articles dont le contenu est complexe (vidéo, son, images...).

Nous proposons donc de nous baser sur le principe du filtrage collaboratif pour proposer une technique de recommandation intégrant les perceptions de l'utilisateur. Cette technique est une extension du filtrage collaboratif, elle prend en compte des caractéristiques perceptives d'interaction entre un utilisateur et un produit, et devrait permettre d'améliorer la qualité des recommandations des produits à l'utilisateur du système. Elle représente une sous-étape de la méthodologie dont il est question dans la problématique de recherche. Elle sera présentée au chapitre 2.

Dans la partie suivante, nous établissons un état de l'art sur les préférences et les perceptions. En effet, comme énoncé dans la problématique de recherche, intégrer les perceptions des utilisateurs dans un système de recommandation est l'une des motivations principales de ce travail. Ceci nous permettra de tester une méthode de recommandation supplémentaire à proposer dans le cadre de cette recherche et de répondre donc à l'Objectif scientifique 2.

1.2. PARTIE 2 : Les préférences et les perceptions

1.2.1. Méthodes à base de préférence

Selon « Le Petit Robert », la préférence est définie comme « un jugement ou sentiment par lequel on place une personne ou une chose au-dessus des autres ». La préférence d'une personne peut résulter de facteurs génétiques, familiaux, culturels... Ainsi, à titre d'exemple, des situations sociodémographiques particulières peuvent rassembler des individus aux préférences similaires.

Pour établir sa préférence pour un produit particulier, l'individu peut se baser sur des critères (descripteurs) en lien avec la nature du produit. Par exemple, dans le domaine de l'automobile, la sécurité, le confort, et le caractère écologique peuvent être considérés comme des critères sur lesquels un utilisateur final établirait sa préférence. La compréhension et l'étude des préférences liées aux aspects esthétiques et affectifs des populations cibles sont

dès lors considérées par les entreprises afin de mieux adapter leur offre aux attentes du marché.

En effet, dans un contexte où les activités industrielles se concentrent sur la préférence des utilisateurs, des méthodes de conception et d'innovation proches de l'utilisateur final présentent un intérêt majeur pour un nombre important d'entreprises, leur but étant de qualifier et quantifier la préférence de l'utilisateur. Ceci passe par le choix de critères permettant de caractériser les produits industriels par des profils sensoriels, et de les quantifier sur des échelles de jugements (Amerine et al., 1965). Ce choix est très important dans le développement de nouveaux critères de conception, afin que les nouveaux produits s'adaptent à l'évolution du marché. Dans ce cadre, l'analyse sensorielle est une méthode majeure pour le développement de produits nouveaux.

Le postulat de l'analyse sensorielle descriptive est que les différences sensorielles entre produits sont susceptibles d'orienter les préférences (et les choix) du consommateur. En supposant que les différences entre produits finis sont largement supérieures aux seuils de perception, on considère que des processus perceptifs identiques informent chaque sujet des propriétés des produits, et sont à la base de la construction de la préférence (SSHA et al., 1998).

Différentes méthodes permettent d'associer la préférence aux caractéristiques sensorielles des produits. A titre d'exemple, un des domaines d'application est l'agroalimentaire où des propriétés comme le caractère plus ou moins sucré, acide, croquant, sont utilisées pour expliquer la préférence du consommateur (Drewnowski, 1993).

Ces méthodes de conception orientée utilisateur utilisent des modèles de préférence. Elles mettent en évidence les préférences des divers panels, permettent de comprendre, de justifier et d'expliquer la préférence globale.

Nous présentons dans la suite trois différentes méthodes intégrant les préférences utilisateurs.

1.2.1.1. L'analyse conjointe

L'analyse conjointe (Green et Srinivasan, 1978 ; Frewer et al., 1997) est une méthode d'analyse de préférences issue du marketing et qui appartient à la famille des méthodes de statistiques explicatives. Elle permet d'identifier les attentes et de modéliser les préférences des consommateurs pour les produits.

En analyse conjointe, un produit est vu comme un panier d'attributs, c'est à dire un ensemble de caractéristiques qui permettent de le décrire (prix, couleur, forme,...). Le

principe de l'analyse conjointe consiste à postuler que la préférence globale d'un consommateur pour un produit est une fonction additive de l'attrait qu'exerce chaque attribut du produit. On considère que le consommateur réalise des arbitrages entre les différents attributs, pour fonder son opinion générale. Techniquement, la préférence globale du sujet est modélisée comme une somme des attractivités (appelées utilités partielles) des attributs constituant le produit. Un modèle linéaire additif est généralement postulé. La préférence du consommateur, appelée utilité, est considérée comme une variable dépendante quantitative (ou ordinale -le classement donné par le consommateur aux différentes combinaisons qui lui sont proposées-). Elle est expliquée par des variables indépendantes nominales qui sont les facteurs (les attributs évaluant le produit ou caractéristiques) ayant différents niveaux (représentant les modalités de chaque attribut). A titre d'exemple, un ordinateur peut avoir comme facteurs la taille de l'écran, la taille du disque, le prix... Chaque facteur peut être décomposé en différents niveaux, par exemple les niveaux de la taille de l'écran peuvent être de 13'', 15''.

En analyse conjointe, il est demandé au consommateur (ou répondant) d'exprimer ses préférences vis-à-vis de divers profils de produits. En analysant les préférences du répondant pour les produits, des estimations des utilités partielles de chacun des niveaux des attributs peuvent être déterminées, en optimisant l'erreur d'ajustement de la préférence calculée par le modèle sur la préférence déclarée par le sujet (méthode des moindres carrés). Ensuite, le modèle peut être utilisé pour concevoir de nouveaux produits (optimisant la préférence). L'analyse conjointe peut être donc résumée en deux principales étapes, à savoir une phase de recueil des préférences des consommateurs, et une phase d'estimation permettant de calculer les utilités partielles.

- **Identification des attributs du produit et recueil des préférences**

Pour déterminer les caractéristiques du produit à prendre en compte, il est possible de mener des études qualitatives en faisant appel à des experts. Ces caractéristiques, appelées aussi attributs, doivent décrire complètement le produit. L'étape suivante consiste à déterminer le nombre de niveaux de chaque attribut. Généralement, le nombre de niveaux ne dépasse pas quatre (Padilla et al., 2001). Le nombre de niveaux doit suffire à différencier tous les produits. En effet, sur l'ensemble des attributs, il ne faut pas qu'il y ait deux produits caractérisés par les mêmes niveaux. Il est possible que le nombre d'attributs ou de niveaux soit coûteux à modéliser. Par conséquent, il n'est pas nécessaire d'évaluer toutes les

combinaisons possibles. La détermination des produits à retenir utilise la théorie des plans d'expérience. Elle consiste à se focaliser sur un sous ensemble du produit (plan fractionnaire) dont le nombre d'attributs et de modalités est réduit, en tenant compte de différentes contraintes (orthogonalité, équilibre, D-optimalité du plan).

L'étape suivante consiste à recueillir les préférences du répondant sur les produits du plan expérimental. Ces préférences peuvent être collectées par diverses méthodes telles que les classements par paires des produits (David, 1988). Elles peuvent aussi être déterminées par des mesures métriques sur une échelle.

- **Phase d'estimation**

Le classement des produits établi, l'étape suivante consiste à calculer, pour chaque répondant, les utilités partielles de chaque niveau de chaque attribut.

Plusieurs méthodes permettent d'estimer ces utilités, telles que l'analyse de la variance (Anova) ou l'analyse monotone de la variance (Monanova) (Kruskall, 1965). L'analyse de la variance est la méthode la plus classique permettant de calculer l'utilité partielle de chacun des niveaux des facteurs et ce lorsque la variable à expliquer est quantitative (la méthode de régression avec variable muette pourrait aussi être utilisée). Monanova est utilisée dans le cas où la variable à expliquer est ordinale.

Les principaux domaines d'application de l'analyse conjointe sont les sciences sociales, le marketing, la production industrielle, la conception de nouveaux produits, l'agroalimentaire...

1.2.1.2. L'évaluation sensorielle

L'évaluation sensorielle (Stone et al., 1974; Schlich et Chabanon, 2000) est une technique qui a pour objectif de définir et de mesurer les caractéristiques sensorielles des produits, perceptibles par les cinq sens humains. L'évaluation sensorielle a été appliquée au début en agroalimentaire, ensuite en cosmétique, en pharmaceutique, dans l'industrie automobile (Verrielle et al., 2012 ; Kulkamp-Guerreiro et al., 2013)...

L'analyse sensorielle (Bassereau, 1993 ; Risvik et al., 1994) est parmi les techniques les plus utilisées dans l'évaluation sensorielle. Elle peut être utilisée en conception et développement de produits basés sur les préférences des consommateurs. L'analyse sensorielle est particulièrement appliquée pour caractériser l'interaction entre un produit et un sujet (couleur, texture..., basées sur les cinq sens). Elle permet d'obtenir une mesure

quantifiée des propriétés organoleptiques de produits, et de caractériser la préférence des consommateurs et les tendances du marché.

Il existe deux types d'épreuves en analyse sensorielle : les épreuves descriptives et discriminatives. Elles permettent de caractériser les produits, et d'étudier les ressemblances et les différences entre eux. Ces épreuves sont réalisées par un panel d'experts capables de quantifier sur une échelle quantitative des stimuli sensoriels, afin de définir le profil sensoriel.

L'évaluation sensorielle contribue à améliorer la conception d'un produit et de tenir compte des préférences des consommateurs. Cependant, sa mise en place - généralement dans des laboratoires- est complexe et nécessite des moyens importants. C'est une technique parfois coûteuse qui demande de l'expertise, de la rigueur et du temps.

1.2.1.3. La cartographie des préférences

La cartographie des préférences (SSHA et al., 1998) est une technique permettant de comprendre la relation entre les caractéristiques sensorielles d'un produit, définies par le panel d'experts, et la préférence du consommateur. On constate que les consommateurs n'ont pas de capacités particulières pour la mesure sensorielle, et que celle-ci doit être réalisée par un panel d'experts entraînés pour produire des données fiables. La cartographie des préférences a pour but de relier les préférences de consommateurs aux mesures sensorielles, afin de les expliquer. Elle permet à la fois d'identifier les caractéristiques du produit expliquant la préférence du consommateur, d'identifier les propriétés sensorielles déterminantes pour la réussite et l'amélioration d'un produit, et de déterminer des segments de consommateurs pour pouvoir répondre à leurs attentes.

La cartographie des préférences fait appel à des experts sensoriels et à des consommateurs (sujets naïfs). Les consommateurs sont choisis en fonction de la cible visée pour juger les produits.

Le principe d'une cartographie de préférences consiste à considérer un ensemble de produits (généralement plus de 8) choisis pour leur capacité à évoquer une diversité de la gamme sensorielle. La tâche d'évaluation sensorielle est réalisée par des sujets experts. Cette étude descriptive permet de définir une liste de descripteurs sensoriels pertinents. Ensuite, pour chaque produit, un profil sensoriel est dressé en évaluant l'intensité de la sensation perçue de chaque caractéristique sur une échelle de notation (exemple de 0 à 10). L'étape suivante consiste à demander à des consommateurs naïfs de donner une appréciation globale de la préférence pour chacun des produits. Une modélisation statistique entre les deux types

de données, mettant en œuvre différents types de modèles (du modèle linéaire au modèle quadratique) est en suite réalisée pour établir une carte sensorielle. Cette carte permet d'expliquer la liaison entre la préférence des consommateurs en fonction des caractéristiques sensorielles déterminées par les experts.

La cartographie externe de préférences, ou PREFMAP, compte parmi les méthodes les plus répandues (Carroll, 1972). Elle est largement utilisée en marketing et R&D pour adapter les produits aux attentes des consommateurs. La particularité de PREFMAP est qu'elle peut être utilisée en innovation pour déterminer un produit idéal et prédire son appréciation. La particularité de cette méthode est qu'elle est basée sur une analyse factorielle (ex. Analyse en Composantes Principales (Hotelling, 1933)) afin de représenter dans un même espace les caractéristiques sensorielles des produits et les préférences. Ce qui permet de déterminer visuellement le positionnement du produit idéal.

La méthode PREFMAP s'appuie sur quatre modèles (Schiffman et al., 1981): linéaire, circulaire, elliptique ou quadratique. Ces modèles, discutés dans la littérature, considèrent différentes formes de régressions. Ils permettent de prédire l'appréciation (ou note) globale du consommateur du produit en fonction de ses caractéristiques sensorielles.

1.2.2. Importance de la perception émotionnelle dans un jugement de préférence

Comme décrit dans la précédente section, nous pouvons justifier la préférence de l'utilisateur par la perception des caractéristiques sensorielles du produit. Dans cette section, nous mettons également en évidence la perception émotionnelle en considérant les émotions relatives à l'interaction entre l'utilisateur et le produit. Nous décrivons dans ce qui suit l'intérêt d'utiliser les émotions en conception de produits, les liens avec la préférence et l'importance de la perception émotionnelle dans l'interaction entre l'utilisateur et le produit.

Selon (Fenech et Borg, 2007), la perception d'un produit agit comme stimuli sur les émotions, il s'agit d'un processus multi-phases dans lequel les sens occupent un rôle important ; l'impact émotionnel du produit est déterminé par nos sensations lors de notre interaction avec le produit.

La composante émotionnelle de la perception est prise en compte à la fois dans la conception de produits et dans la décision d'achat du consommateur (Holbrook et Hirschman, 1982 ; Richins, 1997). Les recherches sur le comportement du consommateur ont confirmé l'importance et la dominance des émotions dans sa prise de décision (Camerer et al., 2005). L'affect joue un rôle dans la communication entre le client et le produit (Picard, 1997). Il

représente une composante de l'expression du post-achat chez le client (Batra et Holbrook, 1990). En effet, les produits suscitent des émotions chez le client; les recherches sur les émotions provoquées par les produits sont en pleine expansion (Jordan, 2000; Desmet et Hekkert, 2002; Desmet, 2008). Les émotions ainsi suscitées peuvent différer énormément d'une personne à une autre. De plus, les émotions jouent un rôle dans la prédiction de la satisfaction d'un client. D'où l'intérêt de comprendre et d'expliquer la préférence par les émotions.

Dans la suite, nous présentons le concept de perception émotionnelle et nous passons en revue différentes approches utilisées en sciences des émotions.

1.2.3. La perception émotionnelle

L'étude des perceptions remonte à la fin du 19^{ème} siècle, dans le champ de la psychologie. Selon (Luyat, 2009), la perception peut être considérée comme une intuition reflétant plus un état émotionnel. En science des émotions, il n'existe pas une seule manière de définir une émotion. Selon (Fox, 2008), les émotions sont souvent considérées comme des réponses discrètes et cohérentes à un événement intérieur ou extérieur ayant une signification particulière pour l'organisme. Toute émotion nécessite et entraîne une relation entre la personne qui l'expérimente et un objet particulier (Frijda, 1994). Le terme affect est le mieux approprié pour désigner tout l'univers ou les notions relatives aux émotions, aux sentiments et aux humeurs. Ce terme est souvent utilisé de façon interchangeable avec le terme 'émotion' (Fox, 2008). Il réfère généralement à tout type d'expériences subjectives impliquant la perception d'un aspect 'bon' ou 'mauvais', 'agréable' ou 'désagréable' (Desmet et Hekkert, 2007).

Les émotions sont le résultat d'une stimulation biologique. Cependant, le contexte social et culturel influence profondément les émotions. Certaines approches considèrent que les émotions sont socialement construites et sont le produit d'une culture donnée (Harré, 1986 ; Mesquita, 2003). Elles diffèrent d'une culture à une autre (Wierzbicka, 1995). Selon William James (1842-1910) et Walter Cannon (1871-1945), les émotions représentent des sentiments subjectifs. Elles peuvent se manifester à plusieurs niveaux : physiologique, psychologique..., cependant elles ne se manifestent pas de la même façon d'un individu à un autre. Les individus ne ressentent pas, ne gèrent pas et n'évaluent pas l'intensité d'une émotion de la même manière.

1.2.4. Différentes approches

Selon la vision des psychologues en sciences des émotions, deux grands groupes d'approches sont considérés :

- les approches catégorielles ou discrètes, qui considèrent les états affectifs comme des catégories dont le nombre varie suivant les auteurs.
- les approches multidimensionnelles, qui considèrent les états affectifs comme des concepts multidimensionnels pouvant être décrits à partir de différentes dimensions.

Dans la suite, nous présentons en détails ces théories ainsi que les instruments de mesure des émotions associés.

1.2.4.1. Approches catégorielles ou discrètes

Certains chercheurs supposent que chaque émotion possède sa propre structure neurologique, activée rapidement et automatiquement par les stimuli appropriés (Panksepp, 1998 ; Dolan, 2002). Certaines émotions dont le nombre est limité, sont appelées émotions de base (ou émotions primaires, ou fondamentales). Ce sont des émotions présentes dès la naissance et nécessaires à la survie des espèces.

Le tableau 3 illustre une liste d'émotions primaires.

Izard (1977)	joie, surprise, colère, peur, mépris, détresse, intérêt, culpabilité, honte, dégoût
Tomkins (1962,1970)	joie, surprise, colère, peur, mépris, intérêt, anxiété, honte, dégoût
Plutchik (1980)	joie, surprise, colère, peur, acceptation, anticipation, tristesse, dégoût
Ekman (1992)	joie, colère, peur, tristesse, dégoût

Tableau 3. Emotions primaires d'après certains auteurs

Malgré les différences entre ces auteurs, ils partagent l'idée de la généralité des émotions à travers les espèces et le concept que les émotions ont une valeur positive (Plutchik, 1980).

(Izard, 1977) a conçu le DES (Differential Emotions Scale) afin d'évaluer les dix émotions fondamentales. Il s'agit d'un instrument qui utilise des adjectifs ou des phrases (items) pour décrire ces émotions. Le DES suppose aussi que les émotions fondamentales représentent des qualités discrètes mesurables. Chacune de ces émotions est décrite par 3 adjectifs dérivés de multiples épreuves antérieures menées avec des sujets utilisant un ensemble large d'émotions décrites par des adjectifs ou des phrases (Izard, 1972). Par exemple, la surprise est traduite par surpris, stupéfait et étonné. La version courante de l'échelle comporte 30 items (tableau 4).

Emotion	Item	Emotion	Item
Intérêt	Attentif Concentré Vigilant	Dégoût	Sentiment de dégoût Dégoûté Sentiment de répugnance
Plaisir	Enchanté Heureux Joyeux	Mépris	Méprisant Arrogant Dédaigneux
Surprise	Surpris Stupéfait Etonné	Peur	Effrayé Craintif Apeuré
Détresse	Déprimé Triste Découragé	Honte /Timidité	Penaud Pudique Timide
Colère	Furieux En colère Fou	Culpabilité	Repentant Coupable Fautif

Tableau 4. DES (traduit et adapté de (Izard, 1977))

Pour évaluer les émotions, dans le DES usuel, l'individu est appelé à noter sur une seule échelle d'intensité à 5 points l'ampleur de l'expérience émotionnelle décrite par chaque mot et éprouvée par l'individu au moment présent.

Le DES permet de bien discriminer entre les situations émotionnelles variées visualisées. Il a le potentiel d'évaluer une gamme d'émotions humaines et a été prouvé comme utile dans la mesure et l'analyse de plusieurs émotions (Izard, 1977). Le DES introduit deux émotions qui sont la honte et la culpabilité, qui ne figurent pas dans le modèle structurel de Plutchik. Il s'agit d'un instrument qui a été validé par plusieurs auteurs et est connu par son efficacité. Le DES a été aussi appliqué dans différents domaines (ex. écoute de morceaux de musique). (Oliver, 1994) a cependant noté que cette échelle surestime les émotions négatives. Le DES a été utilisé par (McHugo et al., 1982) où ils ont modifié l'échelle dans le cadre de leur étude sur l'évaluation de l'impact émotionnel des extraits de films sur des sujets. (Philippot, 1993) et (Gross et Levenson, 1995) ont aussi utilisé le DES dans des études sur les films.

Le DES a été aussi appliqué dans les études de satisfaction, des études sur l'achat et la consommation de produits (Vanhamme, 2002).

1.2.4.2. Approches multidimensionnelles

Dans les approches multidimensionnelles -à la différence des approches catégorielles- les émotions ne forment pas des catégories discrètes. Les approches multidimensionnelles considèrent que les affects peuvent être décrits à partir de plusieurs dimensions (telles que l'excitation, la dépression), chacune variant indépendamment des autres. Les émotions sont considérées similaires si elles sont proches dans un espace multidimensionnel.

(Schlosberg, 1952) déduit une représentation circulaire des émotions impliquant deux dimensions : la dimension de l'agréable-désagréable et la dimension de l'attention-rejet, il suggéra l'endormissement-l'éveil comme troisième dimension. (Osgood et al., 1975) ont montré que les dimensions de la valence (attirance ou répulsion) et de l'excitation sont universelles, elles sont présentes dans toutes les cultures. Ils ont aussi montré que des dimensions bipolaires telles que heureux-triste, tendu-calme étaient présentes dans toutes les langues examinées (Fox, 2008).

Le modèle circulaire de (Russel, 1980) a été également présenté dans la littérature. En effet, Russell confirme que la valence et l'activation sont les deux dimensions les plus importantes, et que tout descripteur émotionnel peut être défini comme étant la combinaison de deux composantes qui sont le plaisir et l'excitation. (Watson et Tellegen, 1985) les appellent « affect positif » et « affect négatif ». Le modèle dimensionnel de l'affect de Russel (figure 3) dénommé « circumplex » suppose que la représentation de l'affect en deux dimensions est suffisante pour capter les différences entre les émotions. Ces deux dimensions représentent l'affect en tant qu'expérience subjective.

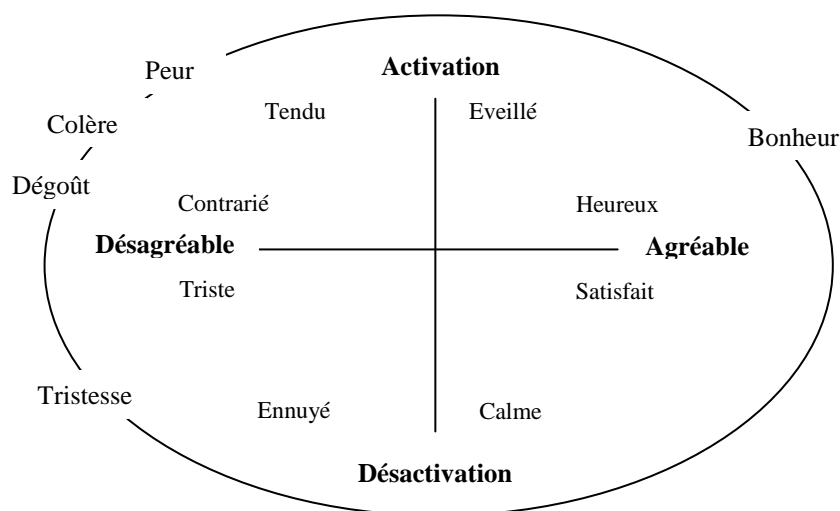


Figure 3. Représentation du « circumplex » de Russell (adapté et traduit de (Fox, 2008))

Dimension horizontale : Valence ; Dimension verticale : Activation

Tout descripteur émotionnel (terme sur l'affect) peut être représenté sous forme d'un vecteur issu de l'origine de l'espace (Russell, 1980). Certaines zones du plan représentent des émotions, d'autres ne le sont pas.

- **Mesurer l'expérience émotionnelle**

Différentes mesures ont été mises en place dans le cadre des approches multidimensionnelles. Nous présentons dans ce qui suit les principaux outils rencontrés dans la littérature.

- **PAD (Pleasure, Arousal and Dominance) - Echelles utilisées**

Par rapport aux trois dimensions indépendantes et bipolaires, qui sont le plaisir, l'excitation (ou activation) et la dominance et qui représentent leur approche, (Mehrabian et Russel, 1974) ont développé un instrument de mesure de la réponse émotionnelle ; l'échelle PAD. L'échelle comporte 18 items ; 6 pour chaque dimension sous forme de termes. Le sujet, exposé à une situation donnée, doit indiquer le degré de son état sur une échelle à 7 points pour chacun des items.

L'utilisation des échelles avec items verbaux présente cependant certaines limites quant au manque de pertinence de certains items ainsi que la traduction fidèle de certaines échelles émotionnelles et leurs comparaisons à travers les cultures. De plus, dans un outil comme PAD, certains termes ne semblent pas vraiment s'opposer, à titre d'exemple le terme «ennuyé» et le terme «détendu» semblent ne pas être vraiment bipolaires. En outre, certains termes ne sont pas très familiers pour certains consommateurs pouvant ainsi conduire à des confusions. Enfin, il n'est pas toujours facile d'utiliser les échelles verbales avec des enfants vu qu'un enfant appréhende généralement mieux les représentations graphiques qu'un lexique émotionnel verbal (Gil, 2009).

- **SAM (Self-Assessment Manikin)**

SAM (Bradley et Lang, 1994 ; Lang et al., 2008) est un outil de mesure graphique qui a été conçu à partir du PAD afin de résoudre les problèmes liés aux mesures verbales. Sur une échelle à 9 points il est demandé au sujet d'évaluer chacune des dimensions affectives. Le plaisir est représenté à l'extrémité de l'échelle par un visage joyeux et à l'autre extrémité par un visage boudeur; la dimension de l'activation, d'un visage excité, les yeux grands ouverts à

un visage endormi, les yeux fermés. Enfin, la dominance est représentée à l'extrémité de l'échelle, par un petit visage exprimant le sentiment de soumission vis-à-vis du stimulus, et un grand visage de l'autre extrémité exprimant le contrôle du stimulus par le sujet (figure 4).

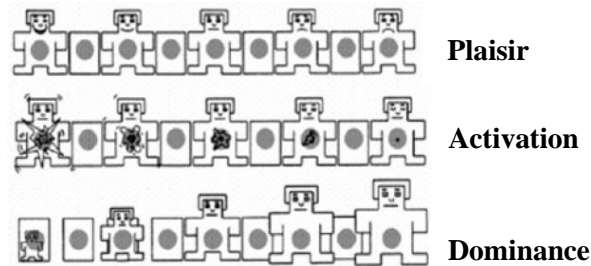


Figure 4. L'échelle SAM (Lang et al., 2008)

La définition de la dimension de dominance n'est cependant pas très précise, elle est peu utilisée (Mantelet, 2006).

Nous pouvons également noter l'utilisation de stimuli sonores (échantillons de sons écologiques ou de fragments musicaux) pour mesurer les émotions, qui présentent l'avantage d'être moins sensibles aux différences interculturelles que les échelles verbales (Lu, 2013).

1.2.5. Positionnement de la problématique par rapport à l'état de l'art

1.2.5.1. Retour sur la problématique

Rappelons que l'un des objectifs de notre recherche (Objectif 1) consiste à préconiser une méthode de détermination des descripteurs perceptifs du produit et permettre ainsi à un client de mieux s'exprimer sur ses perceptions. Ces descripteurs doivent être les « drivers » de la préférence client ; ils doivent caractériser l'interaction entre le client et le produit, et permettre de mieux prédire la préférence du client pour le produit.

A ce sujet, nous avons supposé que ces descripteurs perceptifs doivent caractériser principalement les émotions de l'utilisateur. Leur évaluation sera potentiellement non consensuelle entre les clients, permettant de caractériser les différences de perception et d'émotions entre clients.

Ces descripteurs doivent être choisis judicieusement, afin de contribuer à améliorer la qualité des recommandations des produits dont il est question dans notre problématique de recherche.

Parmi les méthodes qui traitent de la préférence et des modèles explicatifs associés, l'analyse conjointe permet de déterminer la combinaison d'un nombre limité de

caractéristiques du produit qui influencent le plus le choix de l'individu et sa préférence. Ces caractéristiques doivent décrire complètement le produit, le jugement étant porté sur l'ensemble du produit (méthode du profil complet). De plus, ces caractéristiques doivent être manipulables par l'entreprise (Padilla et al., 2001). La détermination des caractéristiques d'intérêt en analyse conjointe nécessite l'intervention d'experts, et la réalisation de focus group et d'interviews qualitatifs de consommateurs pour déterminer les caractéristiques influentes. Nous pourrions utiliser une méthode similaire pour déterminer quels descripteurs sont influents sur la préférence, et donc adaptés pour l'expliquer.

Concernant l'évaluation sensorielle, elle permet de caractériser l'interaction entre un sujet et un produit par des valeurs quantifiées selon une liste de descripteurs. La détermination de cette liste de descripteurs, et l'évaluation par un panel d'experts, est une procédure lourde à mettre en place (moyens humains, financiers...). Elle nécessite l'organisation de sessions d'évaluations, de verbalisations, de pré-tests sur des produits typiques, de recherche de vocabulaire consensuel au panel pour définir les descripteurs. Pour pouvoir couvrir de manière exhaustive toutes les différences sensorielles entre les produits, cette méthodologie est normalisée, et assez lourde à mettre en place (AFNOR [NF ISO11035]). Elle se focalise sur les différences sensorielles entre produits.

La méthode que nous cherchons à implémenter dans le cadre de ce travail doit donner des indications sur des différences de nature émotionnelle entre les produits. Les descripteurs choisis devront être compréhensibles par l'ensemble des utilisateurs (et non pas seulement par un panel d'experts).

Finalement, la cartographie des préférences relie la préférence de l'utilisateur final aux descripteurs sensoriels du produit. La difficulté en cartographie des préférences est de déterminer quels descripteurs sont pertinents pour expliquer les variations de préférence du consommateur. Notre travail doit faire face à la même difficulté, déterminer les descripteurs émotionnels qui expliquent les différences de préférence du consommateur.

Dans le cadre de notre recherche, nous considérons que les émotions représentent des critères de choix et d'appréciation du produit. Il va donc s'agir de fournir une liste de descripteurs chargés de décrire les émotions.

Dans le cadre de notre étude, le produit considéré est le film long-métrage ; c'est un produit à fort impact émotionnel qui sera évalué plus tard par l'utilisateur final ou client.

1.2.5.2. Choix de l'approche catégorielle - Pourquoi le DES ?

Par rapport à l'état de l'art établi sur les émotions, l'approche catégorielle nous semble plus simple et mieux appropriée pour la détermination des descripteurs perceptifs et émotionnels. Cette approche, à la différence de l'approche multidimensionnelle permet au client de mieux distinguer les émotions. De plus, dans le cadre des films, l'approche catégorielle a fait ses preuves dans la mesure des réponses émotionnelles. (McHugo et al., 1982) ont utilisé le DES (Differential Emotions Scale) d'Izard dans l'évaluation d'extraits de films. (Philippot, 1993) a utilisé une version modifiée du DES et a évalué l'efficacité d'un ensemble de films pour provoquer certains états émotionnels. Il a montré la supériorité du DES par rapport à l'échelle sémantique différentielle quant à sa meilleure discrimination entre les états émotionnels. L'échelle DES paraît donc pertinente, de plus, elle propose une gamme d'émotions diverses, et elle a été souvent reprise dans les études de satisfaction. Elle nous semble par conséquent appropriée à notre étude sur la prise en compte des émotions, en particulier pour le cas des films.

Nous nous basons dans la suite sur le DES pour illustrer la méthode de recueil des perceptions/émotions dont il est question dans l'Objectif 1 de ce travail. La détermination des descripteurs pour fournir une liste d'émotions ainsi que l'évaluation ou la mesure de ces descripteurs seront traitée au chapitre 2.

1.3. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue différentes techniques utilisées par les systèmes de recommandations. Nous avons ensuite justifié le choix du filtrage collaboratif pour répondre à notre problématique de recherche.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons décrit des méthodes de conception de produits basées sur la préférence, différentes théories utilisées dans les sciences des émotions, ainsi que les instruments de mesure associés. Nous avons en conséquence mis en évidence l'importance des émotions et leur prise en compte dans la décision de choix d'un produit. Nous avons a posteriori justifié le choix de l'approche catégorielle pour la mesure des émotions, qui contribuera à répondre à la méthodologie dont il est question dans notre problématique.

La proposition que nous avons développée comporte deux parties principales :

- Une méthode de recueil, permettant la détermination des descripteurs relatifs à l'interaction client – produit. Nous partons du principe que cette méthode permet de retranscrire les attentes émotionnelles liées à un produit (un film long-métrage pour l'application qui nous concerne) et d'identifier une liste de descripteurs perceptifs

entre les clients. Ces descripteurs permettront de mieux connaître les clients, afin d'augmenter la qualité de recommandation des produits.

- Une approche de recommandation basée sur le filtrage collaboratif, ayant comme données d'entrées des inducteurs de préférence, qui sont les descripteurs ainsi déterminés par la méthode de recueil. Ces descripteurs feront l'objet d'une évaluation de la part des clients.

La proposition est présentée en détails dans le chapitre suivant.

Chapitre 2. Méthodologie de recommandation - Proposition

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons illustré différentes techniques de filtrage d'information et souligné l'intérêt du filtrage collaboratif pour notre recherche. Nous avons aussi mis en évidence l'importance de la prise en compte de la perception émotionnelle dans notre problématique de recommandation.

Dans le présent chapitre, nous exposons notre proposition en nous focalisant sur les objectifs scientifiques de la thèse : Objectif 1, qui consiste à déterminer une méthode de recueil de descripteurs perceptifs caractérisant l'interaction entre l'utilisateur d'un système de recommandation et un produit, et Objectif 2 permettant de proposer une approche de recommandation basée sur la perception.

Notre proposition comprend donc deux volets:

- Une méthode de recueil des perceptions permettant de déterminer les descripteurs perceptifs relatifs à l'interaction entre un utilisateur et un article (Objectif 1).
- Une approche de recommandation basée sur le filtrage collaboratif, ayant pour entrées les descripteurs perceptifs ainsi déterminés et les préférences des utilisateurs (Objectif 2).

Dans un premier temps, nous définissons la terminologie adoptée. Nous présentons ensuite la méthode de collecte des descripteurs perceptifs ainsi que le protocole expérimental mis en place afin de répondre à l'Objectif 1 de la thèse : détermination des descripteurs perceptifs. Nous illustrons ensuite le scénario d'interrogation d'un système de recommandation sur lequel nous déroulerons l'approche de filtrage basée sur la perception que nous proposons pour répondre à l'Objectif 2 de la thèse.

Nous clôturons enfin ce chapitre par une conclusion.

2.1. Terminologie adoptée

Dans la suite, nous proposons les définitions suivantes :

- **Client** : tout utilisateur d'un système de recommandation.
- **Produit** : tout article stocké dans le système.
- **Client actif** : l'utilisateur actif, à qui le système doit recommander des produits.
- **Descripteurs perceptifs** : descripteurs émotionnels relatifs à l'interaction entre le client et le produit, et dont les évaluations sont propres au client. Chaque produit est évalué par le client selon ces descripteurs sur une échelle quantitative. Ces descripteurs sont supposés conditionner la préférence du client pour le produit.
- **Préférence** : préférence d'un client pour un produit. Chaque produit est évalué par le client sur une échelle quantitative.

2.2. Recueil des perceptions

Dans cette section, nous nous focalisons sur l'Objectif 1 de la thèse, afin de proposer une méthode pour définir les descripteurs caractérisant les perceptions du client.

2.2.1. Méthode

Rappelons que dans ce travail, nous avons supposé que la préférence d'un client pour un produit est un jugement construit à partir de ses perceptions. Par exemple, dans le cadre des films, nous supposons que la préférence du client est construite à partir des émotions suscitées par le film ; les descripteurs perceptifs dont il est question, doivent être déterminés en prenant en compte cette hypothèse.

Comme nous l'avons justifié dans le chapitre précédent, le DES (Differential Emotions Scale), appliqué dans plusieurs études, est un instrument qui propose une liste variée d'émotions. Ces émotions sont susceptibles de conditionner la préférence d'un client pour un produit pour lequel l'émotion joue un rôle important. Nous avons donc choisi de transposer ces émotions au cas des films long-métrage.

De plus, nous nous sommes basés sur deux adaptations du DES appliquées aux films. En effet, dans un questionnaire sur des extraits de films, (Philippot, 1993) utilise une version traduite en français du DES d'Izard modifiée par (McHugo et al., 1982). (McHugo et al., 1982) ont exposé des sujets à 14 extraits courts de 8 films induisant des réactions affectives positives, négatives ou neutres. Il a été demandé aux sujets d'évaluer l'impact émotionnel de chacun des extraits suivant une version modifiée du DES. (Gross et Levenson, 1995) ont aussi utilisé une adaptation du DES.

Une vue d'ensemble de la méthode de détermination des descripteurs perceptifs est présentée à la figure 5. La méthode fait la synthèse de trois contributions basées sur le DES.

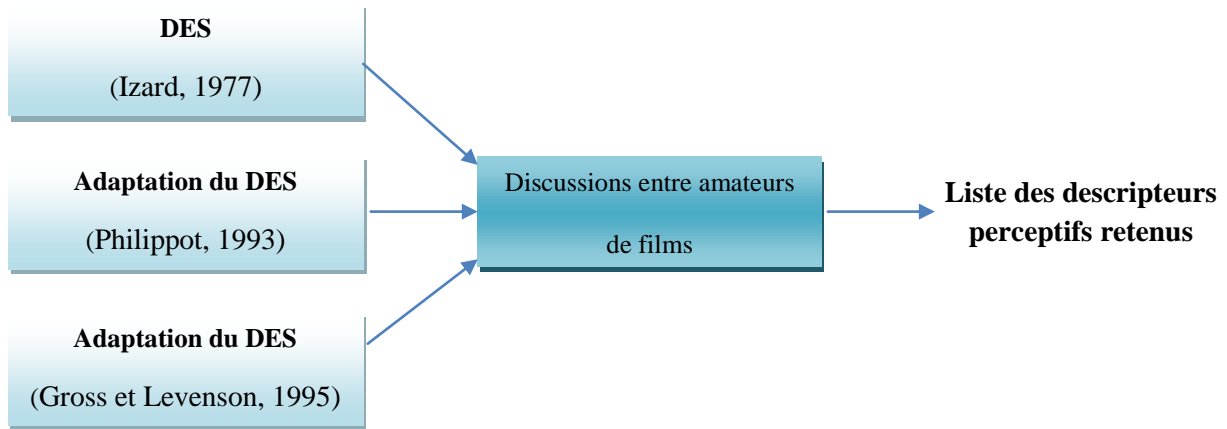


Figure 5. Recueil des descripteurs perceptifs

Le DES utilise des adjectifs ou des phrases (items) pour décrire les émotions. La liste des émotions figurant dans le DES représente une des entrées de la méthode de recueil des descripteurs perceptifs dont il est question dans notre problématique (tableau 4). Nous reprenons cette liste dans le tableau 5. En plus de cela, nous nous basons sur les listes d'émotions dérivées du DES, utilisée par (Philippot, 1993) et (Gross et Levenson, 1995), qu'ils ont appliquées dans le cadre de leurs études sur les films (tableau 5).

DES (Izard, 1977)		Adaptation du DES (Philippot, 1993)	Adaptation du DES (Gross et Levenson, 1995)
Emotion	Item	Emotions	Emotions
Intérêt	Attentif, Concentré, Vigilant	Intérêt	
Plaisir	Enchanté, Heureux, Joyeux	Joie - Bonheur	
Surprise	Surpris, Stupéfait, Etonné	Surprise	
Détresse	Déprimé, Triste, Découragé	Tristesse	Tristesse
Colère	Furieux, En colère, Fou	Colère	Colère
Dégoût	Sentiment de dégoût, de répugnance, Dégoûté	Dégoût	Dégoût
Mépris	Méprisant, Arrogant, Dédaigneux	Mépris	
Peur	Effrayé, Craintif, Apeuré	Peur	Peur
Honte/Timidité	Penaud, Pudique, Timide		
Culpabilité	Repentant, Coupable, Fautif		
		Anxiété	Amusement

Tableau 5. Les trois versions utilisées du DES

A partir des données figurant dans ces versions du DES, des discussions et échanges entre des amateurs de films ont porté principalement sur deux aspects liés à ces descripteurs et qui indiquent que:

- les émotions choisies doivent décrire l'interaction entre le client et le film.
- les émotions doivent être en plus 'segmentantes', c'est-à-dire que la cotation (évaluation) de chaque émotion sur une échelle doit varier d'un client à un autre, de telle sorte à arriver au final à établir des groupes perceptifs de clients.

Le protocole expérimental mis en place pour illustrer la méthode de recueil des descripteurs est présenté dans la section suivante.

2.2.2. Protocole expérimental

Les émotions du tableau 5 sont regroupées au tableau 6.

Les termes ou descripteurs décrivant les émotions et sur lesquels a porté la discussion ont été déterminés par quatre amateurs francophones de films. La procédure est illustrée dans le tableau 6 et le tableau 7. Les amateurs ont discuté des deux aspects liés aux descripteurs évoqués dans la section précédente, à savoir : l'émotion choisie doit décrire l'interaction entre un client et un film et elle doit être 'segmentante'.

Les résultats des discussions sont reportés dans le tableau 6. Parmi les émotions identifiées dans les trois versions du DES, trois ont été jugées non susceptibles de décrire l'interaction entre un client et un film. Ces émotions sont présentes dans la version du DES d'Izard. Elles représentent 'la détresse', 'la honte-timidité' et 'la culpabilité' ; en effet, un client ne peut pas éprouver ce type d'émotions vis-à-vis d'un film. Ces émotions ont été donc écartées de la liste finale.

Les émotions restantes ont été jugées représentatives de l'interaction entre un client et un film. Parmi ces émotions, 'le dégoût' et 'le mépris' ont été jugés non 'segmentantes' ; en effet, étant donné un film, nous considérons que l'évaluation de ces émotions ne peut pas énormément varier d'un client à un autre.

Emotion			
Versions du DES	Non susceptible de décrire l'interaction client-film	Susceptible de décrire l'interaction client-film	'Segmentante'
Intérêt		X	X
Plaisir		X	X
Surprise		X	X
Détresse	X		
Colère		X	X
Dégoût		X	
Mépris		X	
Peur		X	X
Honte/Timidité	X		
Culpabilité	X		
Joie – Bonheur		X	X
Tristesse		X	X
Anxiété		X	X
Amusement		X	X

Tableau 6. Etapes de détermination des descripteurs perceptifs

La liste finale des émotions ainsi que les descripteurs perceptifs associés sont synthétisées dans le tableau 7.

A chaque émotion, un item est associé (déterminé à partir du DES d'Izard tableau 5). A 'l'Intérêt', correspond l'item 'Attentif'. Aux émotions 'Plaisir', 'Joie' et 'Bonheur', correspond l'item 'Heureux'. L'item 'Triste' est utilisé pour décrire 'la tristesse'. 'Anxieux' et 'Amusé' ont été choisis pour décrire respectivement 'l'anxiété' et 'l'amusement'.

Emotions retenues	Descripteurs retenus (Etat émotionnel associé)
Intérêt	Attentif
Joie-Bonheur-Plaisir	Heureux
Surprise	Surpris
Colère	En colère
Peur	Apeuré
Tristesse	Triste
Anxiété	Anxieux
Amusement	Amusé

Tableau 7. Liste des émotions et des descripteurs perceptifs

Les huit descripteurs perceptifs ainsi déterminés feront plus tard l'objet d'une évaluation par un client, et ce pour chacun des films qu'il a vus. Ils représentent des entrées de l'approche de recommandation basée sur le filtrage collaboratif et que nous illustrons dans la section suivante.

Il est important de souligner que ces descripteurs, tels qu'ils ont été déterminés, sont considérés indépendants du contexte (ou de l'environnement) dans lequel une personne regarde le film ; le contexte d'usage du produit n'a pas été pris en compte dans la méthode de

recueil. Par conséquent, les émotions ainsi déterminées sont induites par le produit lui-même sans considération de l'environnement dans lequel le client expérimente le produit.

2.2.3. Généricité de la méthode

Nous pouvons envisager l'utilisation de la version du DES (Izard, 1977), pour des produits différents des films mais qui pourraient engendrer des émotions (tels que les livres ou les jeux vidéos...). En effet, le DES a été appliqué pour d'autres produits et dans des études de satisfaction ; les items représentant des descripteurs émotionnels peuvent être valides pour des produits où l'émotion joue un rôle dans la décision de choix du client.

Il est donc possible de faire exprimer des amateurs ou utilisateurs finaux quant au choix des émotions pertinentes en utilisant le DES d'Izard: les émotions du DES d'Izard sont susceptibles de conditionner la préférence d'un client pour le produit considéré. Il s'agit ensuite de sélectionner celles qui caractérisent l'interaction entre le client et le produit étudié, et enfin celles dont l'évaluation est non consensuelle: émotions caractérisant les différences d'émotions entre clients.

Il serait cependant difficile de transposer les émotions utilisées à des produits où d'autres composantes de la perception déterminent le choix du client telles que la composante sensorielle...

2.3. Description de l'approche de recommandation proposée

2.3.1. Principe

Pour chaque produit utilisé, le client doit fournir des évaluations quantitatives. Ces évaluations sont de deux types :

- une évaluation globale du produit, correspondant à la préférence globale du client pour le produit. Cette notation s'effectue sur une échelle numérique à 10 niveaux.
- une évaluation du produit suivant des critères perceptifs; ces critères représentent les descripteurs perceptifs (dont il est question dans la méthode de recueil des perceptions). Pour l'évaluation de chaque descripteur par le client, à la manière de (McHugo et al., 1982), nous avons choisi d'utiliser une échelle quantitative à 7 niveaux. Cette deuxième phase se rajoute par rapport au filtrage collaboratif traditionnel, qui ne comporte qu'une évaluation de préférence.

Le formulaire d'évaluation d'un film sera présenté en détails dans le protocole expérimental au chapitre 4. Ici, nous nous contentons d'illustrer le principe général de l'approche de recommandation proposée, étant donné le formulaire.

Nous supposons que le système de recommandation comporte:

- une base de données Clients : dans laquelle sont sauvegardés les clients enregistrés dans le système.
- une base de données Produits : dans laquelle sont stockés les films.
- une base de données Préférences-Perceptions : dans laquelle sont sauvegardées les notes globales et les évaluations suivant les descripteurs perceptifs des films par les clients.

Un exemple de scénario générique est présenté à la figure 6. Ce scénario illustre un premier cas d'usage dans lequel un client authentifié dans le système y instruit sa préférence et un second cas dans lequel le système émet des recommandations spontanées à un client actif.

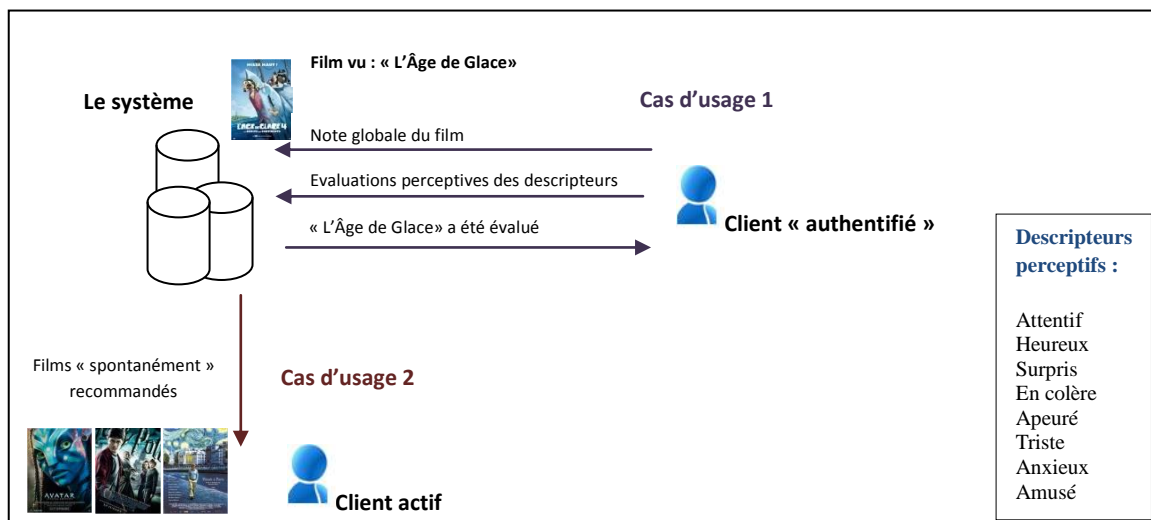


Figure 6. Scénario générique – Illustration par un exemple

L'exemple (figure 6) décrit les interactions possibles entre un client et le système :

- Cas d'usage 1 : le client, ayant regardé le film « L'Âge de Glace » s'authentifie dans un premier temps. Il donne une note globale au film et des évaluations suivant les descripteurs perceptifs. Ces données seront sauvegardées dans la base de données Préférences-Perceptions.

- Cas d'usage 2 : le client se connecte au système. Des films lui sont spontanément recommandés en se basant sur des données stockées dans la base Préférences-Perceptions. Dans cet exemple, trois films non encore vus par ce client lui sont recommandés. Ces films sont susceptibles de l'intéresser.

Dans ce qui suit, nous désignons par « Approche classique », le filtrage collaboratif traditionnel présenté au chapitre 1 et par « Approche proposée », l'approche de recommandation de produits basée sur la perception que nous présentons dans la section suivante.

2.3.2. L'approche proposée par l'exemple

Tous les clients sont supposés être enregistrés dans le système. Ils ont évalué les films qu'ils ont vus avec une note globale au film, et les différentes évaluations des descripteurs perceptifs.

Pour faciliter la compréhension de l'approche proposée, nous avons choisi de l'illustrer par un exemple, où le film représente le produit étudié dans un système donné.

Rappelons que dans le cadre de ce travail, nous avons supposé que la prise en compte de la perception améliore la qualité des recommandations d'un système basé sur le filtrage collaboratif. Nous supposons donc que la préférence, représentée ici par la note globale attribuée par un client à un film, est expliquée par la perception. En effet, plusieurs travaux ont montré que la prise en compte de la préférence d'un client commence par une compréhension de sa perception émotionnelle du produit (Norman, 2004). Les différences de préférences entre clients peuvent être dues au fait qu'ils perçoivent de manière différente un même produit (Nakada, 1997; Shang et al., 2000). Dans ce qui suit, nous postulons que des produits perçus de manière similaire par un client donné seront l'objet de préférences similaires par ce même client. A l'inverse, des perceptions différentes peuvent conduire à des préférences similaires (par exemple, une personne peut aimer les huitres et le chocolat).

Le principe de recommandation que nous proposons est somme toute assez simple : il consiste à recommander à un client actif un produit qui est apprécié par des clients qui ont les « mêmes » préférences que lui sur des produits communs, et également les « mêmes » perceptions que lui.

La figure 7 illustre par un exemple les différentes étapes de l'approche proposée appliquée à un client actif nommé « Paul ». L'approche procède suivant trois étapes :

- Etape 1 : Création d'un « voisinage général » (Voisinage 1) de Paul. Ce groupe est constitué de clients de la base qui sont suffisamment similaires à Paul du point de vue de la préférence. Il est créé en calculant un indice de similarité de préférence entre Paul et chaque autre client de la base, indice calculé à partir des notations de préférence sur les produits vus en commun par Paul et chaque autre client, puis en filtrant les clients avec une valeur seuil de similarité (Seuil1 et Seuil2),
- Etape 2 : à partir de ce voisinage 1, création d'un second voisinage (Voisinage 2). Il est constitué de clients suffisamment similaires à Paul du point de vue des perceptions. De la même façon, ce voisinage est créé en calculant un indice de similarité perceptive entre Paul et chaque autre client du Voisinage 1, à partir des notations des perceptions sur les produits vus en commun par Paul et chaque autre client, puis en filtrant les clients avec une valeur seuil de similarité (Seuil3 et Seuil4).
- Etape 3: Sélection des meilleures propositions pour le client actif par filtrage. Les produits qui sont l'objet d'une notation de préférence importante par les clients appartenant au Voisinage 2, et qui n'ont pas été vus par Paul, lui sont recommandés. Ces produits représentent les films appréciés par le Voisinage 2, et non vus par le client actif.

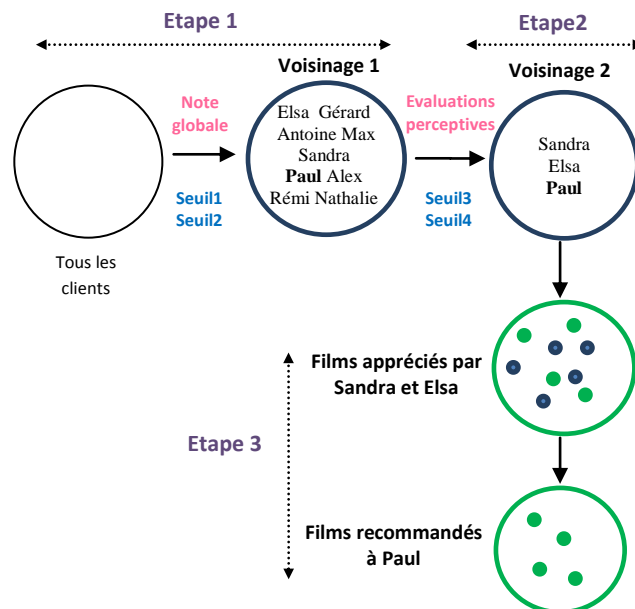


Figure 7. Description du principe de l'approche de recommandation proposée

Si elle est assez simple dans son principe, la méthode de recommandation proposée nécessite de l'expertise pour la définition d'expressions analytiques pour le calcul des

similarités entre les clients, et la proposition de différents seuils pour le filtrage, qui ne sont pas triviales. Elles sont détaillées dans les paragraphes suivants.

2.3.2.1. Etape 1: Similarité “préférentielle”

Cette étape consiste à appliquer un filtrage sur tous les clients du système en se basant sur les notes de préférence des films vus. Le Voisinage 1 ainsi créé regroupe les voisins de Paul sur la base des notes de préférence des films vus.

Les notes de préférence des films attribuées par chaque client peuvent être représentées sous forme de matrice ; les lignes représentent les films du système, les colonnes représentent les clients du système.

Un client donné peut noter un ou plusieurs films. Dans notre approche, nous supposons que chaque client enregistré a au moins noté un film.

Afin de déterminer les voisins de Paul dans le Voisinage 1, une mesure de la similarité entre Paul et chaque client est requise. Pour calculer cette similarité, nous considérons seulement les clients qui ont au moins noté deux films en commun avec Paul (en théorie, plus le nombre de films évalués en commun est élevé, plus les voisinages sont fiables, car ils reposent sur un nombre important de données).

Le calcul de la similarité tient compte à la fois de la méthode du cosinus et de la distance euclidienne. En effet, chaque client est représenté par un vecteur ; ses composantes sont les évaluations des films du système. Le cosinus de l’angle entre deux clients permet de savoir si les clients ont noté de la même manière les films. Cette méthode est bien adaptée au cas de données manquantes, ce qui est notre cas. La distance euclidienne est utilisée afin de déterminer la proximité dans les notations entre deux clients (pour s’assurer non seulement qu’ils ont noté de la même manière les films mais aussi sur la même partie de l’échelle). Afin de déterminer le Voisinage 1, la règle de décision utilise à la fois la mesure cosinus et la distance euclidienne : le cosinus et la distance euclidienne d_2 entre Paul et chaque client sont comparés respectivement à deux seuils : Seuil1 et Seuil2. La règle de décision est la suivante : Règle de décision 1 (équation (6)):

$$\begin{aligned} & \text{Client}_x \text{ est similaire à Paul si et seulement si} \\ & \cos(\text{Paul}, \text{Client}_x) \geq \text{Seuil1} \text{ et } d_2(\text{Paul}, \text{Client}_x) \leq \text{Seuil2} \end{aligned} \quad (6)$$

Les clients satisfaisant cette règle sont inclus dans le Voisinage 1. La règle de décision peut être expliquée avec un exemple sur un espace à deux dimensions (figure 8) ; dans cet

espace, la règle de décision peut être représentée par une surface : l'aire dans laquelle $Client_x$ est similaire à Paul est délimitée par deux arcs de cercle de rayon $Seuil2$ et deux lignes formant un angle de $2 \cdot \arccos(Seuil1)$. Cette aire est hachurée sur la figure 8.

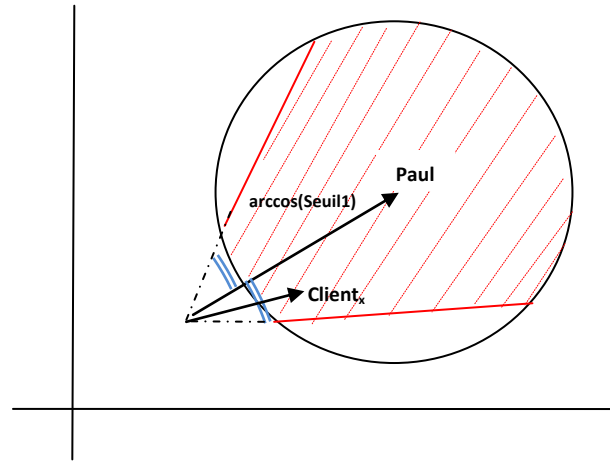


Figure 8. Aire où $Client_x$ est similaire à Paul – Exemple

Le réglage de $Seuil1$ et $Seuil2$ sera présenté dans la procédure de test, au chapitre 3.

2.3.2.2. Etape 2: Similarité “perceptive”

Nous supposons que nous avons établi une liste de descripteurs perceptifs sur lesquels les clients ont coté les produits, sur l'échelle numérique à 7 niveaux. L'étape 2 de notre approche réalise un second filtrage, basé cette fois sur les perceptions. Il s'agit de déterminer les clients ayant des évaluations similaires au client actif d'un point de vue perceptif ; cette étape se base donc sur les évaluations suivant les descripteurs perceptifs afin de former le Voisinage 2 (figure 7).

Nous désignons par « similarité perceptive », la similarité entre Paul et $Client_x$; $Client_x$ appartient à Voisinage 1. La similarité perceptive est calculée sur les films évalués par Paul et (exclusif) $Client_x$.

Soit I le nombre de ces films. De la même manière que l'étape précédente, cette similarité est calculée par la mesure cosinus et la distance euclidienne, mais cette fois en fonction des évaluations perceptives des films.

A chaque film i évalué par Paul est associée une matrice dont les lignes représentent les descripteurs perceptifs et les colonnes, les clients du Voisinage 1. Chaque coefficient de cette matrice représente l'évaluation d'un descripteur perceptif du film par un client donné ; un

vecteur colonne représente un client, ses composantes sont les cotations des descripteurs perceptifs du film par ce client.

A partir de chaque matrice, il s'agit de déterminer une mesure de la similarité perceptive entre Paul et Client_x. Nous avons choisi de définir cette similarité en tenant compte de la moyenne sur les l films communs des mesures de cosinus appelée $\cos_{\text{perceptif}}$ et de la moyenne des distances entre Paul et Client_x appelée $d_{2,\text{perceptive}}$.

Ces mesures sont données par les équations (7) et (8) :

$$\cos_{\text{perceptif}}(Paul, Client_x) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \cos(Paul, Client_x)_i \quad (7)$$

$$d_{2,\text{perceptive}}(Paul, Client_x) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l d_2(Paul, Client_x)_i \quad (8)$$

$\cos(Paul, Client_x)_i$ est la mesure du cosinus entre les deux vecteurs Paul et Client_x qui appartient à Voisinage 1 pour le film_i.

$d_2(Paul, Client_x)_i$ est la distance euclidienne entre eux suivant le film_i.

Les clients de Voisinage 1 sont triés par cette similarité perceptive et sélectionnés dans Voisinage 2 selon la règle de décision suivante : Règle de décision 2 (équation (9)).

Client_x est perceptivement similaire à Paul si et seulement si

$$\begin{aligned} \cos_{\text{perceptif}}(Paul, Client_x) &\geq \text{Seuil3} \\ \text{and} \\ d_{2,\text{perceptive}}(Paul, Client_x) &\leq \text{Seuil4} \end{aligned} \quad (9)$$

Les clients satisfaisant cette règle sont inclus dans Voisinage 2. Ils constituent le voisinage perceptif de Paul. Sur l'exemple (figure 7), Sandra et Elsa sont sélectionnées, car elles sont considérées comme suffisamment similaires à Paul pour ce qui concerne les perceptions des films qu'ils ont vus en commun (Voisinage 2).

Le réglage des valeurs de Seuil3 et Seuil4 sera expliqué au chapitre 3.

2.3.2.3. Etape 3 : Recommandations produites

Cette étape consiste à recommander des films à Paul. Pour la génération des recommandations, nous choisissons de recommander les produits appréciés : hautement évalués (selon la note globale de préférence) par les clients situés dans le Voisinage 2. Un film est considéré « bon » s'il a une note globale supérieure à 7/10. Les films pour lesquels la note de préférence est supérieure à 7 de chaque client de Voisinage 2 sont sélectionnés et les films n'ayant pas encore été vus par Paul lui seront alors recommandés.

Dans le cas où le client actif se retrouve seul dans le Voisinage 2, nous avons choisi de lui recommander des produits en se basant sur l'approche de recommandation classique et par conséquent en se basant sur son Voisinage 1.

2.3.3. Hypothèses sous-jacentes - Synthèse

Pour que l'approche proposée fonctionne et réalise une amélioration de l'approche classique, trois principales hypothèses doivent être satisfaites :

- Il doit exister différents profils ou types perceptifs dans la population de clients. En d'autres termes, les clients doivent pouvoir être regroupés selon la similarité de leurs perceptions.
- Il doit exister différents profils ou types (ou fonctions) de préférences dans la population de clients. C'est à dire que les clients doivent pouvoir être regroupés selon la similarité de leurs préférences. Cette hypothèse est la base des études marketing par la création de segments de consommateurs. De plus, la préférence doit être conditionnée par les perceptions du client (des perceptions similaires doivent conduire à des préférences similaires). Cette dernière hypothèse est un des postulats de base de l'analyse sensorielle.
- Si les descripteurs perceptifs choisis dans l'étude sont effectivement ceux qui conditionnent la préférence, alors des produits appréciés par les clients de Voisinage 2 ont une forte probabilité d'être appréciés par le client actif.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de notre système de recommandation. Nous avons commencé par exposer la démarche que nous avons adoptée afin de déterminer les descripteurs permettant de mesurer l'interaction entre un client et un produit. Nous partons du principe que la méthode ainsi présentée permet d'identifier une liste de descripteurs perceptifs, qui serviront à mesurer les différences perceptives entre les clients.

Ces inducteurs de la préférence permettront de mieux connaître les clients, pour mieux recommander des produits. Ils représentent en effet des entrées de l'approche de recommandation que nous avons proposée. Nous nous sommes basés sur le filtrage collaboratif pour illustrer notre approche en considérant la filmographie comme cas d'étude.

Notre approche suppose que la préférence d'un client pour un film est fonction de sa perception du film, en particulier sur des critères émotionnels. Elle propose de prendre en compte les évaluations de préférence, raffinées par des évaluations perceptives ; les recommandations ainsi produites ont pour origine une similarité de préférence, ainsi qu'une similarité perceptive pouvant exister entre les clients. Cette approche doit donc permettre d'augmenter la qualité des recommandations.

La performance de l'approche proposée doit maintenant être évaluée sur des données. Pour cela, une procédure de test doit être implémentée. Dans un premier temps, les tests sont réalisés sur des données simulées, afin de maîtriser les hypothèses de travail et pouvoir régler les paramètres de la méthode. Ces tests consistent à simuler le comportement de clients virtuels, pour vérifier si notre approche fournit des résultats meilleurs que l'approche de recommandation classique. La procédure de test va permettre aussi la détermination des différentes valeurs de seuils, à savoir celles relatives au voisinage général (préférence) et celles du voisinage perceptif.

Le chapitre suivant présente cette procédure ainsi que le protocole expérimental mis en place permettant de valider notre approche.

Chapitre 3. Tests par simulation des bases de données

Introduction

Dans ce chapitre, nous étudions la performance de l'approche de recommandation que nous avons proposée sur des données simulées. Rappelons que notre hypothèse de départ est que la prise en compte de la perception du client doit améliorer la qualité des recommandations. Dans un premier temps, nous implémentons une procédure de test dans laquelle nous comparons notre approche à l'approche classique (figure 9) en se basant sur un indicateur de performance que nous définissons. Le principe va consister à comparer la qualité des recommandations de notre approche à celle de l'approche classique (P' est un sous ensemble de produits de P).

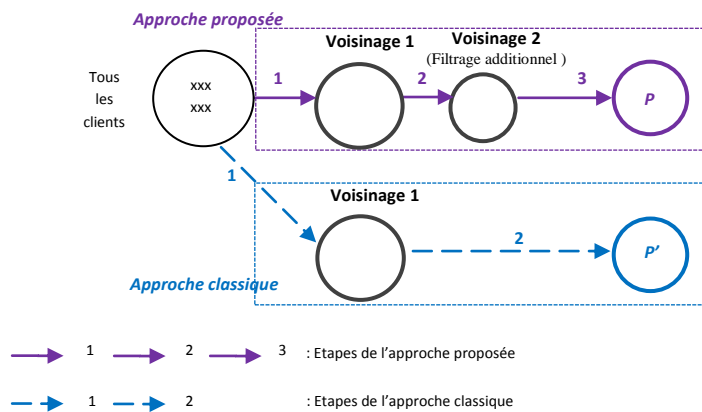


Figure 9. Rappel - L'approche classique et l'approche proposée

Pour cela, nous allons simuler le comportement de clients virtuels, générés en considérant que la préférence d'un client pour un produit dépend principalement de son évaluation des descripteurs perceptifs déterminés lors de la phase de recueil des perceptions. L'objectif des tests réalisés est de vérifier, sur des données simulées, si notre approche fournit des résultats meilleurs que l'approche de recommandation classique, et de déterminer la valeur des différents seuils, à savoir ceux relatifs au voisinage général (Voisinage 1) et ceux du voisinage

perceptif (Voisinage 2). Enfin, nous clôturons ce chapitre par une discussion et par une conclusion.

3.1. Principe des tests – La validation croisée

La validation croisée (Refaeilzadeh et al., 2009) est une méthode permettant d'évaluer la performance d'un modèle en considérant des échantillons sur lesquels des tests sont répétés sous des configurations prédéfinies. L'estimation de la performance du modèle est réalisée sur un ensemble de données. La validation croisée compte parmi les méthodes les plus utilisées en pratique.

Les tests réalisés dans ce chapitre vont utiliser le principe de la validation croisée basée sur des tirages aléatoires. On considère un ensemble de clients, qui ont évalué différents produits selon la préférence et selon les descripteurs perceptifs ; les bases de données Produits, Clients, et Préférences- Perceptions sont ainsi initialisées. Le principe de validation est le suivant :

- retirer du système les évaluations d'un client, c'est à dire un ou plusieurs des produits qu'il a évalués (évaluations de préférence et perceptives). Ce client retiré constitue le client actif.
- apprendre un modèle sur les clients restants. Cela consiste à effectuer des recommandations au client actif, en utilisant les bases de données et une des méthodes présentées dans l'introduction.
- calculer un indice de qualité (ou indicateur de performance) des recommandations effectuées. Cet indice sera calculé en comparant le statut des produits (recommandés ou non) qui ont été retirés aux évaluations de préférence du client actif (cet indice doit être grand si un produit bien évalué par le client actif lui est effectivement recommandé – inversement, l'indice doit être faible si un produit non apprécié par le client actif lui est recommandé).
- calculer l'indice de qualité moyen par validation croisée, en retirant un certain nombre de fois d'autres clients du système. Cet indice sera calculé pour l'approche de recommandation classique, et pour l'approche proposée. Les deux indicateurs sont ensuite comparés.

Ce processus a été réalisé dans un premier temps avec des données simulées (procédure de test au chapitre 3), ensuite avec des données réelles (protocole expérimental au chapitre 4).

3.2. Procédure de Test

Afin d'évaluer la performance de notre proposition présentée au chapitre 2, nous avons implémenté la procédure de test sur des clients virtuels, correspondants à des données simulées. Cette procédure nous permet dans un premier temps d'éviter d'avoir à recourir à des tests expérimentaux lourds à organiser pour la collecte de données par des clients. Elle nous permet également de maîtriser totalement la définition des bases de données, puisque nous générons nous même le nombre de clients, le nombre de produits, et les évaluations perceptives et de préférence. Cela nous permet de tester des hypothèses sur le fonctionnement de l'approche de recommandation.

Les principales étapes de la procédure de test sont illustrées à la figure 10.

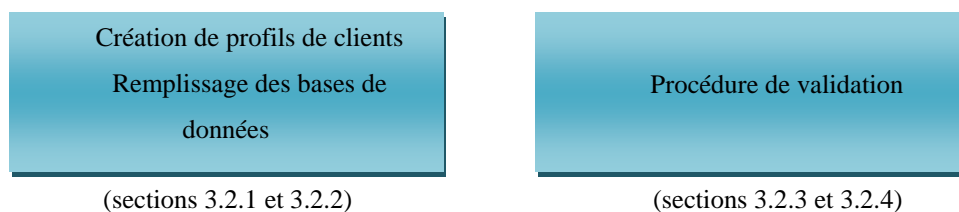


Figure 10. Procédure de test – Différentes étapes

3.2.1. Définition de profils de clients

Pour générer des données de préférence et des données perceptives dans le système, il nous faut une méthode ainsi que des hypothèses qui soient réalistes, c'est-à-dire qui correspondent à des comportements plausibles de clients réels. Nous ne pouvons en effet pas nous contenter de générations aléatoires, car un système de recommandation travaillant sur ce type de données n'aurait aucune chance de prédire correctement le comportement d'un client aléatoire.

Pour générer les données de préférences et les données perceptives, nous avons fait l'hypothèse que les clients de la base obéissent à certains « profils » de préférences, définis à l'avance. Cette hypothèse est tout à fait conforme aux études de marketing qui montrent que les préférences de clients obéissent à des comportements qui peuvent être typés par groupes, les segments.

Pour cela, nous avons défini à priori différentes fonctions explicites qui permettent de calculer la préférence globale pour un produit, à partir des évaluations perceptives selon les descripteurs. Une fonction de préférence permet de calculer la préférence donnée par un client à un produit donné en fonction des évaluations des descripteurs perceptifs.

Pour définir le profil client, nous avons choisi une fonction linéaire, sur le même modèle que l'analyse conjointe.

La préférence est calculée comme une combinaison linéaire des évaluations perceptives (somme pondérée par des coefficients perceptifs). Cette fonction permet de définir le profil de préférence d'un client. Chaque client est affecté à un profil de préférence, qui reste le même pour tous les produits. Cela reste conforme aux hypothèses du marketing, en particulier le fait que « Les clients sont supposés être en accord avec leurs profils dans leurs évaluations des produits ».

De la même façon que nous avons créée des profils de préférence, nous avons également créé des « profils perceptifs ». En effet, on constate dans la réalité que les perceptions humaines ne sont pas aléatoires et qu'il existe des invariants et des similarités entre les humains concernant leurs perceptions. Les profils perceptifs créés permettent de tenir compte de ce phénomène, en reliant les produits aux évaluations perceptives. Chaque client a été affecté à un profil perceptif, et cela de manière indépendante à son affectation dans un profil de préférence.

Dans ce qui suit, nous simulons une situation susceptible de représenter un cas réel.

La procédure de test génère des clients, des produits et des évaluations. Cette génération se conforme à l'existence de types de préférences et de types perceptifs des clients. Les différentes étapes pour la création des données simulées sont les suivantes :

- un modèle de profil de préférence client est proposé. Afin de simplifier les simulations, 3 types de profils de préférence ont été définis. Un client est affecté aléatoirement à un des profils (par exemple un profil de préférence pourrait représenter les personnes qui aiment se sentir 'Surpris' en regardant un film). La fonction définissant le profil est appelée f_p (p étant le 1^{er}, le 2^{ème} ou le 3^{ème} type). f_1 , f_2 et f_3 sont les fonctions de préférence (combinaison linéaire des évaluations perceptives des produits : $EP_{produit,i}$) permettant d'estimer la note globale d'un produit en fonction des évaluations des descripteurs perceptifs. f_p est définie par l'équation (10) :

$$f_p(EP_{produit1}, \dots, EP_{produitnb_desc}) = 10 * \frac{\sum_{i=1}^{nb_desc} a_{pi} * EP_{produiti}}{7 * \sum_{i=1}^{nb_desc} a_{pi}} \quad (10)$$

a_{pi} appelé coefficient perceptif est généré de manière aléatoire.

$EP_{produit,i}$ désigne l'évaluation perceptive du descripteur i du produit.

nb_desc désigne le nombre de descripteurs perceptifs.

- Afin de simplifier le cas d'usage, des profils perceptifs sont également créés. Chaque profil, ou type perceptif, est établi par les évaluations perceptives de chaque produit. Les évaluations perceptives dans chaque type sont aussi générées de manière aléatoire. De la même façon que pour le profil de préférence, chaque client est affecté dans un profil perceptif. 3 profils perceptifs ont été créés.

Un exemple de type de préférence et de type perceptif est illustré à la figure 11 ; les composantes des types de préférence et des types perceptifs sont illustrées dans l'équation (10).

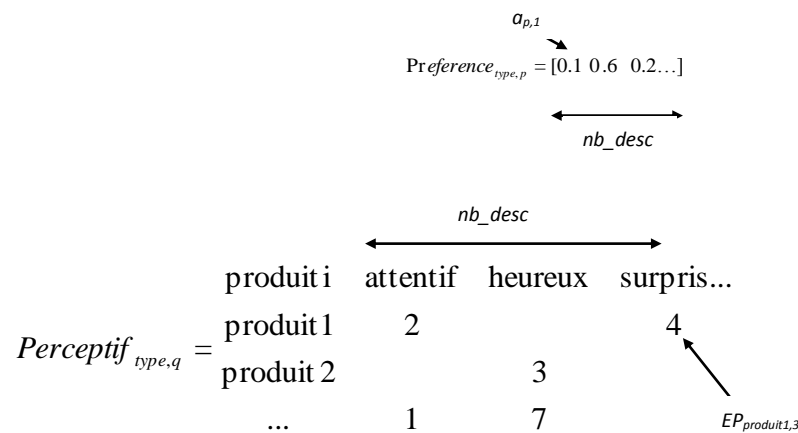


Figure 11. Exemple de type de préférence p et de type perceptif q

3.2.2. Création des bases de données

Les bases de données sont ainsi générées en créant tout d'abord les coefficients des 3 profils de préférences de manière aléatoire ; en effet, pour un type de préférence donné, un vecteur de coefficients de préférence dont la taille est égale au nombre de descripteurs perceptifs est généré de manière aléatoire. Par conséquent, à chacun des trois types de préférence est associé un vecteur.

De plus, des données perceptives pour les différents produits, selon les 3 types perceptifs ont été créées. Pour chaque type perceptif, les données sont générées aléatoirement ; en effet, pour un type perceptif donné, une matrice dont le nombre de lignes représente le nombre de produits et le nombre de colonnes, représente le nombre de descripteurs perceptifs est générée aléatoirement. Les composantes de cette matrice représentent les évaluations des descripteurs perceptifs des produits. Par conséquent, à chacun des trois types perceptifs est associée une matrice.

Enfin, chaque client de la base a été affecté dans un type de préférence et un type perceptif (de manière aléatoire), ce qui a permis de calculer toutes les évaluations des produits qu'il a vus. Par conséquent, initialement, les clients ont évalué tous les produits de la base (évaluations de préférences et évaluations perceptives). Le nombre de produits vus, et le nombre de clients du système, sont également des paramètres de la méthode.

La qualité des propositions est déterminée par un indicateur de performance présenté dans le paragraphe suivant.

3.2.3. Indicateur de qualité des recommandations

Pour évaluer la qualité des recommandations aux clients, un indicateur k est défini. Il est calculé pour chaque étape de la validation croisée, c'est à dire pour chaque client dont un ou plusieurs produits ont été retirés de la base. Cet indicateur dépend de la note globale des produits retirés (note de préférence), et du statut de ces produits après l'application de la méthode (recommandés ou non). La simulation réalisée permet d'étudier en détails la qualité des recommandations.

Les produits retirés sont parmi ceux évalués par le client actif. Un produit retiré est caractérisé de « bon », « mauvais » ou « intermédiaire » suivant la note globale qui lui a été attribuée par le client actif.

Nous désignons par :

$$\begin{aligned} B &= \text{card} \{ \text{produits évalués par le client actif et retirés; note} \geq 7 \} \\ M &= \text{card} \{ \text{produits évalués par le client actif et retirés; note} < 5 \} \\ I &= \text{card} \{ \text{produits évalués par le client actif et retirés; } 5 \leq \text{note} < 7 \} \end{aligned}$$

où B : nombre de produits retirés du système pour lesquels la note globale est supérieure ou égale à 7 (« bons » produits)

M : nombre de produits retirés du système pour lesquels la note globale est strictement inférieure à 5 (« mauvais » produits)

I : nombre de produits retirés du système pour lesquels la note globale est comprise entre 5 et 7 (produits « intermédiaires »)

Nous désignons par:

$S1$: nombre de produits pour lesquels la note globale est supérieure ou égale à 7 et qui sont proposés par le système de recommandation ($S1$ est un sous ensemble de B)

$S2$: nombre de produits pour lesquels la note globale est strictement inférieure à 5 et qui sont proposés par le système de recommandation ($S2$ est un sous ensemble de M)

S3 : nombre de produits pour lesquels la note globale est comprise entre 5 et 7 et qui sont proposés par le système de recommandation (S3 est un sous ensemble de I)

Nous proposons les expressions suivantes pour le calcul de l'indicateur k (équation (11)).

1/ Si $M = B = 0$

$$k = 0$$

2/ Si $M + B \neq 0$

a/ Si $S1 + S2 \neq 0$

$$a.1/ \text{Si } M = 0 \text{ et } B \neq 0 ; \quad k = \frac{S1}{B} \quad (11)$$

$$a.2/ \text{Si } M \neq 0 \text{ et } B = 0; \quad k = -\frac{S2}{M}$$

$$a.3/ \text{Si } M \neq 0 \text{ et } B \neq 0; \quad k = \frac{S1}{B} - \frac{S2}{M}$$

b/ Si $S1 + S2 = 0$

$$k = \frac{M - B}{M + B}$$

L'indicateur k est compris entre -1 et 1.

D'après l'équation (11), plusieurs cas se présentent :

1/ Lorsque le système ne retire aucun « bon » produit et aucun « mauvais » produit, retirer un produit « intermédiaire » et le proposer ($S3 \neq 0$) équivaut à retirer un produit « intermédiaire » et ne pas le proposer ($S3 = 0$), dans les deux cas $k=0$. L'indicateur est indifférent vis-à-vis des produits jugés « intermédiaires ».

2/ Lorsque le système retire au moins un « bon » et/ou un « mauvais » produit, deux cas se présentent : le système propose au moins de « bons » et/ou de « mauvais » produits (a/) ou bien le système ne propose ni de « bons » ni de « mauvais » produits (b/) :

a/ $S1 + S2 \neq 0$, trois possibilités se présentent :

a.1/ Lorsque le système ne retire aucun « mauvais » produit et qu'il retire au moins un « bon » produit (par suite $S2=0$ et $S1 \neq 0$), plus le nombre de « bons » produits proposés est important, meilleur est l'indicateur de performance. $k=1$

si tous les produits retirés du système sont « bons », et que le système les propose.

a.2/ Lorsque le système retire au moins un « mauvais » produit et qu'il ne retire aucun « bon » produit (donc $S2 \neq 0$ et $S1=0$), plus le nombre de « mauvais » produits proposés est important, moins performant est l'indicateur. $k=-1$ si tous les produits retirés du système sont « mauvais », et que le système les recommande.

a.3/ Lorsque le système retire au moins un « mauvais » produit et au moins un « bon » produit, une combinaison des deux précédentes possibilités est réalisée ; la valeur de l'indicateur est pénalisée par le nombre de « mauvais » produits proposés, et récompensée par le nombre de « bons » produits proposés.

b/ $S1+S2=0$, c'est-à-dire qu'il n'y'a ni de « bons », ni de « mauvais » produits proposés. Dans ce cas, l'indicateur k distingue deux différentes configurations, à savoir : retirer un « bon » produit et ne pas le proposer et retirer un « mauvais » produit et ne pas le proposer. La première configuration ($k= -1$) est non souhaitable comparée à la seconde ($k=1$). L'expression de k indique que plus le nombre de « mauvais » produits retirés est important, meilleure est la performance et plus le nombre de « bons » produits retirés est important, moins performant est l'indicateur.

Les principales étapes du test appliquées à un client actif et permettant de déterminer la qualité des recommandations des produits sont résumées à la figure 12.

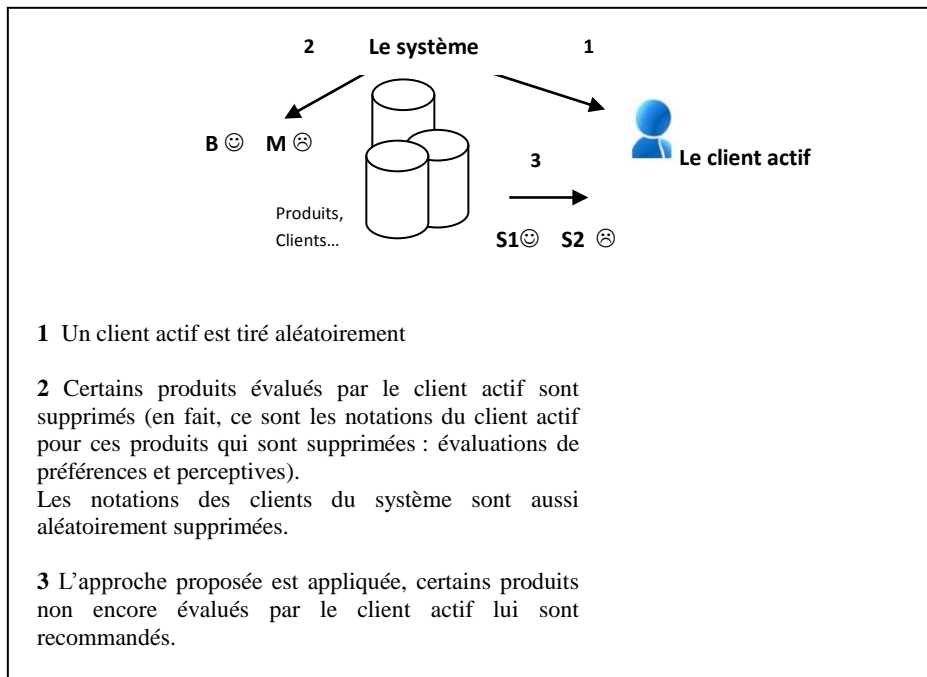


Figure 12. Le système recommande des produits au client actif

Maintenant que nous avons décrit comment nous avons créé les bases de données, et comment nous calculons la qualité des recommandations, nous allons décrire les résultats obtenus par les simulations, en fonction de différents paramètres de la méthode. La section suivante présente un cas d'étude basé sur la procédure de test ainsi décrite.

Les tests réalisés permettront également de comparer les performances de l'approche classique et de l'approche proposée. Le même indicateur (équation (11)) est utilisé afin de calculer la performance de l'approche classique.

3.2.4. Cas d'étude

Afin de comparer la performance de notre approche à celle de l'approche classique, un cas d'étude est simulé. 100 clients et 50 produits sont considérés.

Des clients sont générés suivant 3 types de préférences et 3 types perceptifs. Chaque client est affecté aléatoirement à un type de préférence et un type perceptif. Le nombre de descripteurs perceptifs est quatre.

Afin de simuler des comportements de clients représentatifs de la réalité, et qui diffèrent sensiblement selon les clients, un terme d'erreur est rajouté aux types de préférence et aux types perceptifs (aux matrices de la figure 11), et ce pour chaque client. Une erreur Gaussienne est ajoutée afin que les clients appartenant au même type perceptif ou au même type de préférence ne soient pas exactement similaires.

Etant donné un client $Client_x$ appartenant au type de préférence p , noté $Preference_{type,p}$ et au type perceptif q , noté $Perceptif_{type,q}$, nous affectons:

- $Preference_{type,p} + 0.001 * \varepsilon_1$, avec $\varepsilon_1 \sim N(0,1)$ où $N(0,1)$ représente une distribution normale centrée réduite. Cela revient à ajouter un terme d'erreur $0.001 * \varepsilon_1$ à chacun des coefficients perceptifs a_{pi} du client (équation (10)),
- $Perceptive_{type,q} + \varepsilon_2$, avec $\varepsilon_2 \sim N(0,1)$. Cela revient à ajouter un terme d'erreur ε_2 à chacune des évaluations perceptives $EP_{produit,i}$ du client (figure 11)).

La procédure de retrait des évaluations du client actif et des évaluations d'un $Client_x$ consiste à supprimer les notes globales et les évaluations perceptives de certains produits qu'ils ont vus, choisis au hasard pour chaque client. Par conséquent, le nombre restant de produits évalués ainsi obtenu peut différer d'un client à un autre. Ces suppressions permettent d'obtenir des matrices de préférence et des matrices perceptives creuses. Ensuite, étant donné le client actif, il s'agit d'appliquer les deux approches de recommandation.

L'étape suivante consiste à comparer les résultats obtenus en fonction des différents seuils pour les règles de décision (figure 7) et des variables utilisées. Le réglage des différents seuils de l'approche de recommandation à savoir Seuil1, Seuil2, Seuil3 et Seuil4, ainsi que leur impact sur la performance des deux approches sont présentés dans la section suivante.

3.2.5. Mise au point de la simulation

3.2.5.1. Réglage des seuils des règles de décision

Afin de déterminer les valeurs des quatre seuils pour construire les voisinages 1 et 2 (figure 7), plusieurs simulations ont été réalisées et ce en faisant varier un par un les différents seuils.

Dans un premier temps, des valeurs intuitives ont été fixées et déterminées comme suit :

- Seuil1 et Seuil3: ils ont été initialisés à 0,8 (deux clients sont considérés similaires sur leur mesure cosinus si elle est supérieure à 0,8).
- Seuil2 et Seuil4: ils ont été initialisés de telle façon que deux clients sont considérés comme similaires selon la distance euclidienne si la différence moyenne de notation entre 2 produits est inférieure à 2 points, que ce soit pour la note globale ou l'évaluation perceptive. Cette définition conduit à avoir un seuil qui dépend du nombre de produits vus en commun. Sur r produits notés par deux clients, la distance euclidienne est calculée et comparée à Seuil2 (figure 13, équations (12) et (13)).

Dans un premier temps, nous avons arbitrairement initialisé le nombre de descripteurs perceptifs à 4. Soit r le nombre de produits vus en commun par un client et le client actif.

		<i>Client_x</i>	<i>Client actif</i>		
<i>r</i> produits	\uparrow	<i>produit_m</i>	x_m	y_m	$x_m - y_m \leq 2$
		
		<i>produit_p</i>	x_p	y_p	$x_p - y_p \leq 2$
	\downarrow	<i>produit_q</i>	x_q	y_q	$x_q - y_q \leq 2$

Figure 13. Illustration de la matrice des notes globales de r produits vus par Client_x et le client actif – Détermination de Seuil2

La distance euclidienne entre le client actif et un Client_x est :

$$\sqrt{(x_m - y_m)^2 + \dots + (x_p - y_p)^2 + (x_q - y_q)^2} \leq \sqrt{r * 2^2} \quad (12)$$

Seuil2 est initialisé à:

$$Seuil2 = 2 * \sqrt{r} \quad (13)$$

Pour chacun des l produits perceptivement évalués par deux clients ($l \leq r$), le nombre de descripteurs perceptifs d'un produit i , communément évalués est déterminé (noté nb_desc_com_{produit i}).

Sur nb_desc_com_{produit i} évalués par deux clients, la distance euclidienne est déterminée (pour un produit i). La distance euclidienne perceptive sur les l produits est ensuite calculée et comparée à Seuil4 (figure 14, et équation (14)).

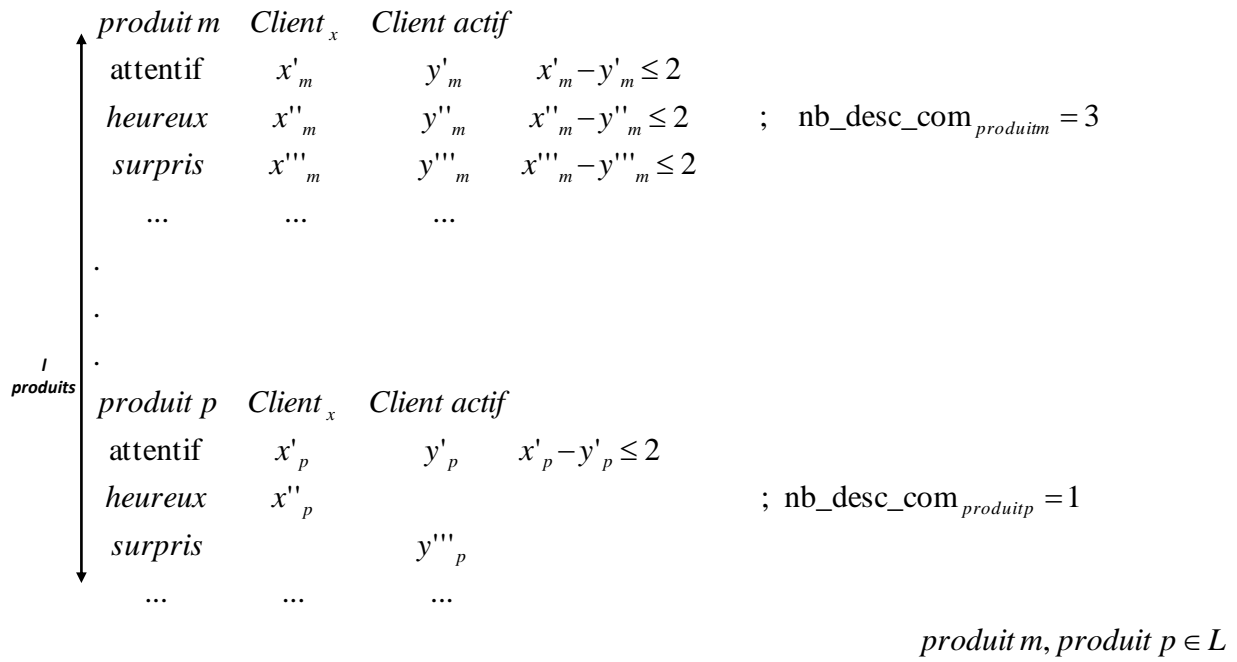


Figure 14. Illustration de la matrice des évaluations perceptives des l produits par Client_x et le client actif – Détermination de Seuil4

$$\begin{aligned}
 & \sqrt{(x'_m - y'_m)^2 + (x''_m - y''_m)^2 + \dots} \leq \sqrt{nb_desc_com_{produit m} * 2^2} \\
 & \quad \cdot \\
 & \quad \cdot \\
 & \quad \cdot \\
 & \sqrt{(x'_p - y'_p)^2 + (x''_p - y''_p)^2 + \dots} \leq \sqrt{nb_desc_com_{produit p} * 2^2}
 \end{aligned} \tag{14}$$

Etant donnée l'équation (14), Seuil4 est calculé comme suit:

$$\text{Seuil4} = 2 * (\sum_{produit i \in L} \sqrt{nb_desc_com_{produit i}}) / l \tag{15}$$

Les valeurs des seuils initiaux sont récapitulées dans le tableau 8.

nb_desc	Seuil1	Seuil2	Seuil3	Seuil4
4	0.80	$2 * \sqrt{r}$	0.80	$2 * (\sum_{produit i \in L} \sqrt{nb_desc_com_{produit i}}) / l$

Tableau 8. Résumé des valeurs initiales des quatre seuils

Dans la présente section, les résultats de la procédure de test appliquée à l'étude de cas sont présentés. Dans les graphes qui suivent, l'approche classique et l'approche proposée sont comparées et la performance de chaque approche est représentée. Un nombre déterminé de clients et de produits est simulé: $nb_Clients = 100$ et $nb_Produits = 50$. Pour chaque client, le nombre de produits évalués varie de 2 à 50 (tirage aléatoire des évaluations, figure 12).

La première étape consiste à examiner l'impact sur l'indice de performance k de chacune des valeurs des seuils.

3.2.5.2. Impact des seuils des règles de décision sur la performance

Les simulations sont réalisées sous Matlab, et les résultats sont représentés sous forme de graphes, donnant la valeur moyenne de l'indice de performance moyen k en fonction de la valeur des seuils.

Afin d'obtenir une stabilité dans la valeur de l'indice de performance, une procédure de Monte Carlo est utilisée. Elle consiste à lancer un grand nombre de fois la procédure de validation croisée, et à calculer la valeur moyenne de l'indice de performance moyen. En vertu de la loi des grands nombres, la moyenne de l'indice de performance converge vers son espérance.

Le programme est exécuté $N_{mc} = 1000$ fois pour chaque combinaison de valeurs, et la moyenne sur ces 1000 essais est présentée. Les valeurs des seuils : Seuil1, Seuil2, Seuil3 et Seuil4, considérées, sont celles présentées au tableau 8.

La figure 15 illustre les performances des deux approches en fonction de Seuil1 (Seuil1 varie de 0 à 1), avec un pas de 0.05 pour des valeurs de Seuil1 inférieures à 0.9 et un pas de 0.01 pour des valeurs au-delà de 0.9. La figure montre que l'approche proposée est globalement plus performante que l'approche classique ; les produits recommandés au client actif en se basant sur l'approche proposée sont plus pertinents que ceux recommandés par l'approche classique. Rappelons que la performance est déterminée par l'équation (11).

Les performances des deux approches sont constantes pour les valeurs de Seuil1 inférieure à 0,9. Pour ces valeurs, le filtrage n'est pas discriminant ; en effet, la taille du Voisinage 1 est la même pour ces valeurs, c'est aussi le cas du Voisinage 2, d'où l'allure des deux courbes. Pour des valeurs de Seuil1 supérieures à 0,9, la performance s'améliore, ce résultat est attendu ; en effet, en augmentant Seuil1, les deux approches filtrent mieux les voisins du client actif (Voisinage 1). Cependant, la performance diminue pour les valeurs de Seuil1 proches de 1, car les deux approches éliminent les 'bons' voisins du client actif. Les deux

performances sont très proches. Lorsque le Seuil1 est proche de 1, le Voisinage 1 comporte un nombre faible de clients, voire le client actif est seul pour de nombreuses simulations. L'approche classique est légèrement plus performante que l'approche proposée ; les seuils perceptifs sont très discriminants, par conséquent, le nombre de voisins perceptifs devient très faible comparé au Voisinage 1. Pour Seuil1=1, la performance des deux approches vaut 0. Ce résultat est attendu, le client actif se trouve seul dans le cluster, il n'a pas de semblables, donc aucun produit n'est recommandé, d'où $k=0$.

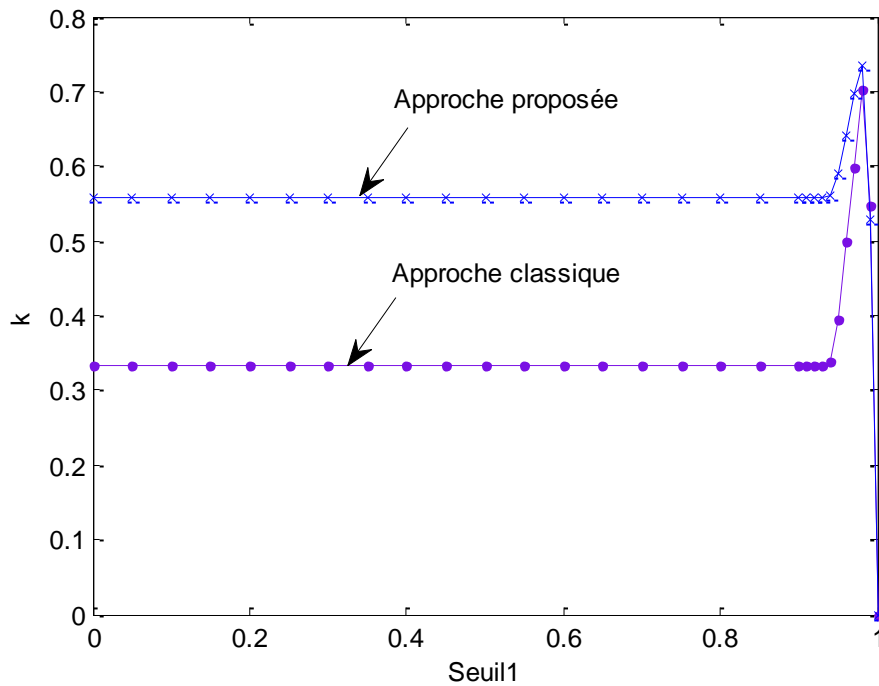


Figure 15. Impact de Seuil1 sur la qualité des recommandations

De la même manière, en faisant varier Seuil2 (de 0 à 70), et pour les valeurs initiales de Seuil1, Seuil3 et Seuil4 (tableau 8), les résultats montrent que l'approche proposée est meilleure que l'approche classique (figure 16). Pour des valeurs faibles de Seuil2, les deux performances sont proches. Pour Seuil2=0, la performance des deux approches vaut 0. Ce résultat est attendu, le client actif se trouve seul dans le cluster, il n'a pas de semblables, donc aucun produit n'est recommandé, d'où $k=0$.

Les performances des deux approches sont décroissantes pour des valeurs élevées de Seuil2. En effet, lorsque Seuil2 devient trop important, le filtrage devient moins important, donc, un grand nombre de clients du système sont potentiellement intégrés dans le Voisinage1. Ce qui fait que la qualité des recommandations diminue.

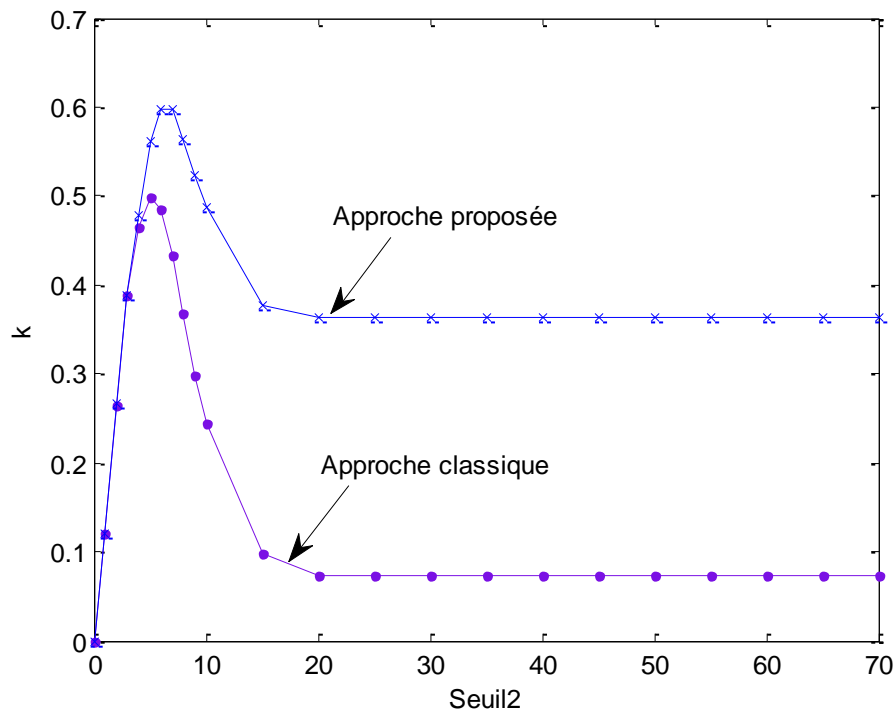


Figure 16. Impact de Seuil2 sur la qualité des recommandations

L'approche classique est indépendante des seuils perceptifs 3 et 4 (figures 17 et 18). Les résultats sont donc constants, si nous faisons varier Seuil3 et Seuil4. L'approche proposée dépend elle étroitement de ces seuils.

Pour des valeurs de Seuil3 supérieures à 0,85, la performance de l'approche proposée s'améliore (figure 17). La raison est qu'en augmentant Seuil3, l'approche proposée filtre mieux les voisins perceptifs du client actif (Voisinage 2, figure 7). Cependant, la performance diminue pour des valeurs de Seuil3 proches de 1, Seuil3 devient trop discriminant, l'approche proposée élimine les 'bons' voisins du client actif.

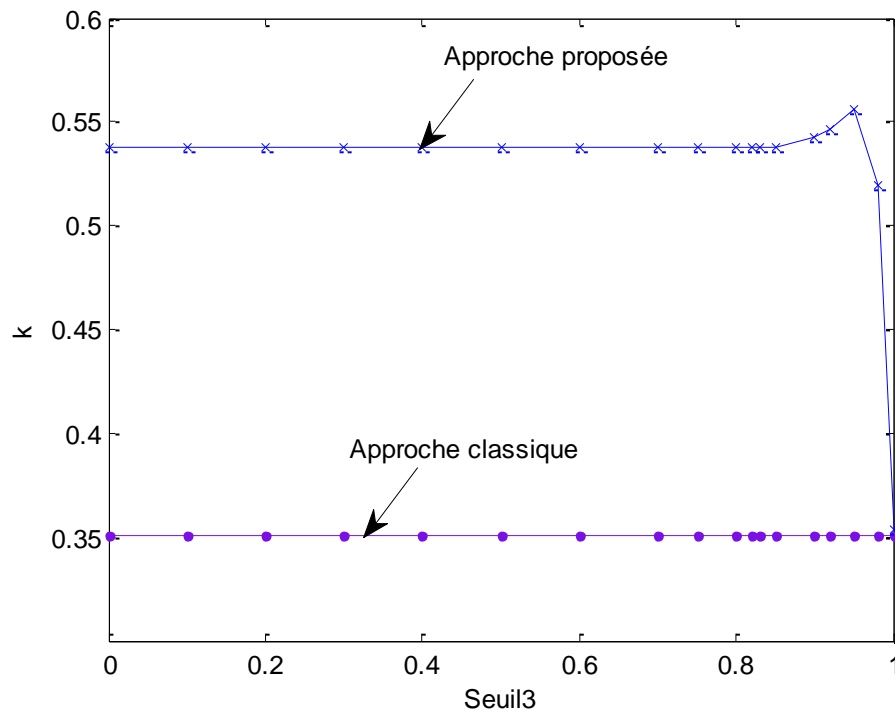


Figure 17. Impact de Seuil3 sur la qualité des recommandations

Comme pour Seuil2, et pour des valeurs de Seuil4 variant de 0 à 2, la performance de l'approche proposée s'améliore (figure 18). Cependant, pour des valeurs supérieures à 2, la performance de l'approche proposée est moins bonne, car l'approche « laisse passer » des clients trop différents du client actif, donc, Voisinage 2 peut contenir des voisins non similaires au client actif. Par conséquent, les recommandations sont moins performantes.

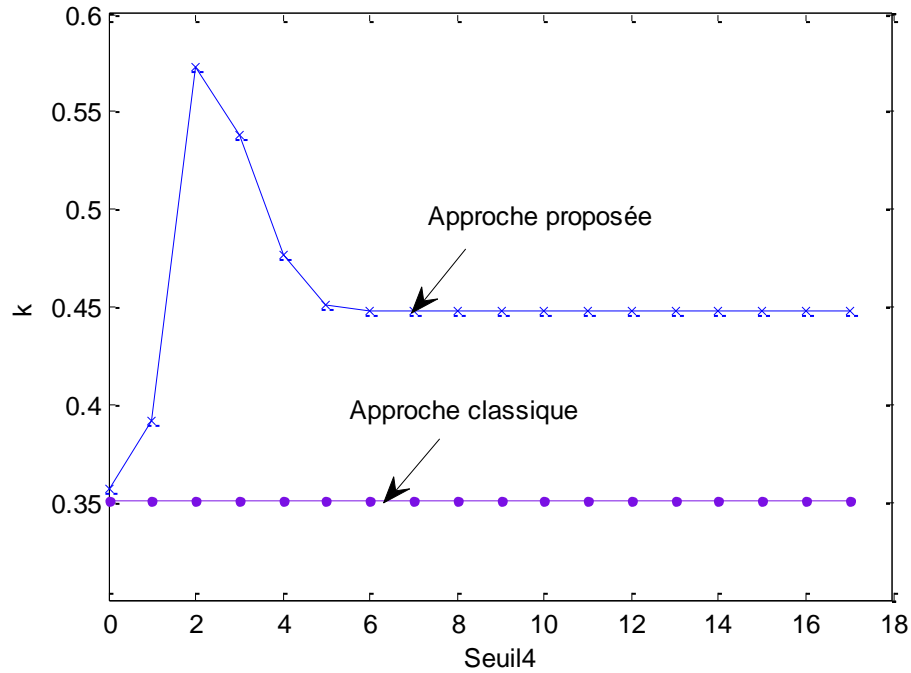


Figure 18. Impacts de Seuil4 sur la qualité des recommandations

Afin de garantir la performance de notre approche, les seuils doivent être bien réglés. Nous gardons les valeurs fixées dans le tableau 8. Pour ces valeurs de seuils, notre approche est globalement meilleure que l'approche classique.

3.2.6. Résultats de la procédure de test

L'objectif de cette section est de vérifier dans quelles mesures l'approche proposée est plus performante que l'approche classique. La qualité des produits recommandés par notre approche à un client actif (choisi au hasard) est comparée à la qualité des produits qui lui sont recommandés par l'approche classique. Par conséquent, cette comparaison est basée sur l'indicateur de performance k (équation (11)).

L'impact sur la qualité des recommandations du nombre de produits, du nombre de clients, du nombre de descripteurs et de l'erreur ε_1 et ε_2 utilisée pour générer les données est également étudié.

3.2.6.1. Performance en fonction du nombre de produits

Pour ces simulations, on considère un ensemble de 100 clients générés selon la procédure décrite précédemment (évaluations des produits, retirées aléatoirement pour chaque client, figure 12), et les valeurs des seuils données dans le tableau 8. La performance est à nouveau

évaluée sur une moyenne de tests, avec un nombre d'essais de la méthode de Monte Carlo $N_{mc} = 10\,000$.

La performance k de l'approche proposée et celle de l'approche classique sont étudiées en fonction du nombre de produits, pour un nombre faible de produits, ensuite en variant le nombre de produits de 20 à 200 par pas de 20.

Les simulations montrent que l'approche proposée est toujours meilleure que l'approche classique (figure 19). Lorsque le nombre de produits est faible, les performances des deux approches sont faibles. Certains clients sont éliminés des Voisinage 1 et Voisinage 2. Il est possible que ces clients aient apprécié des produits susceptibles d'intéresser (d'être appréciés par) le client actif, mais les deux approches ne les lui recommandent pas. Ceci est dû au fait que le nombre de produits notés à la fois par un client donné et par le client actif est faible, le nombre de descripteurs perceptifs évalués en commun est également faible. Sinon, lorsque le nombre de produits augmente, les performances s'améliorent (figure 19).

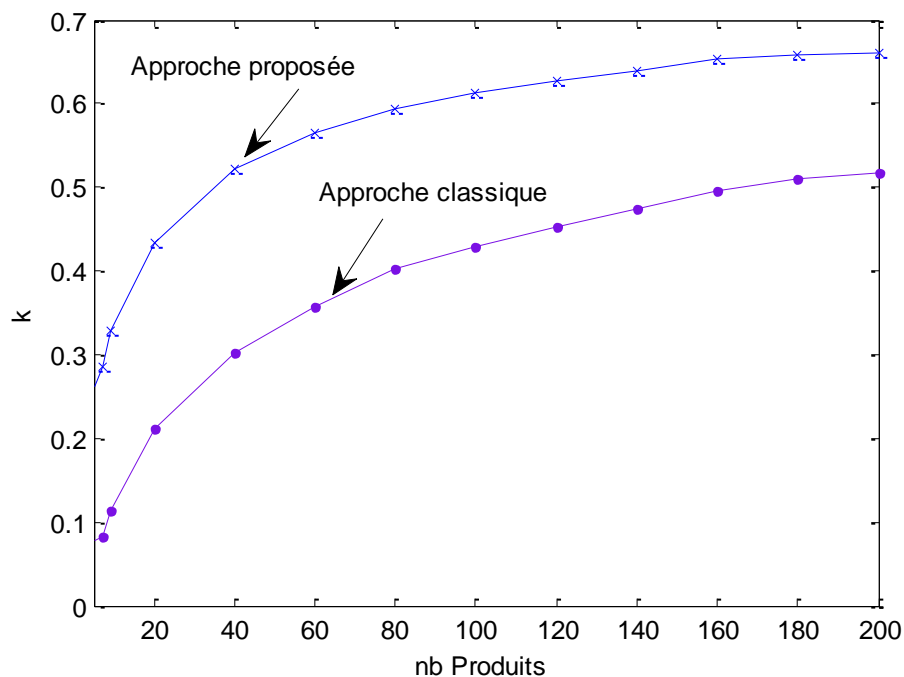


Figure 19. Impact du nombre de produits sur la qualité des recommandations

Les résultats montrent que les performances augmentent pour un nombre de produits dépassant 20 et que l'approche proposée reste meilleure que l'approche classique.

Les conclusions sont tirées en se basant sur les réglages de seuils (tableau 8). Néanmoins, si ces seuils sont réglés différemment, la performance de l'approche est sujette à changement.

3.2.6.2. Performance en fonction du nombre de clients

Les données sont générées selon la procédure décrite précédemment, sauf que le nombre de clients est variable. Pour ces simulations, on considère un ensemble de 50 produits, et les valeurs des seuils données dans le tableau 8. Chaque client a évalué un nombre de produits (entre 2 et 50) et $N_{mc} = 10\,000$.

La performance en fonction du nombre de clients est étudiée. Pour un nombre faible de clients, il y a de faibles chances de trouver un voisinage perceptif au client actif ; par conséquent, l'approche proposée est similaire à l'approche classique mais légèrement moins performante ; les seuils perceptifs sont trop stricts. Lorsque le nombre de clients augmente, les deux approches sont moins performantes. En effet, lorsque le nombre de clients augmente (au-delà de 20), la performance diminue. Ceci est dû au fait que le nombre de produits « mauvais » et « intermédiaires » proposés devient significatif par rapport au nombre de « bons » produits proposés. Cependant, la différence de performance augmente progressivement en faveur de l'approche proposée, au fur et à mesure que le nombre de clients augmente (figure 20).

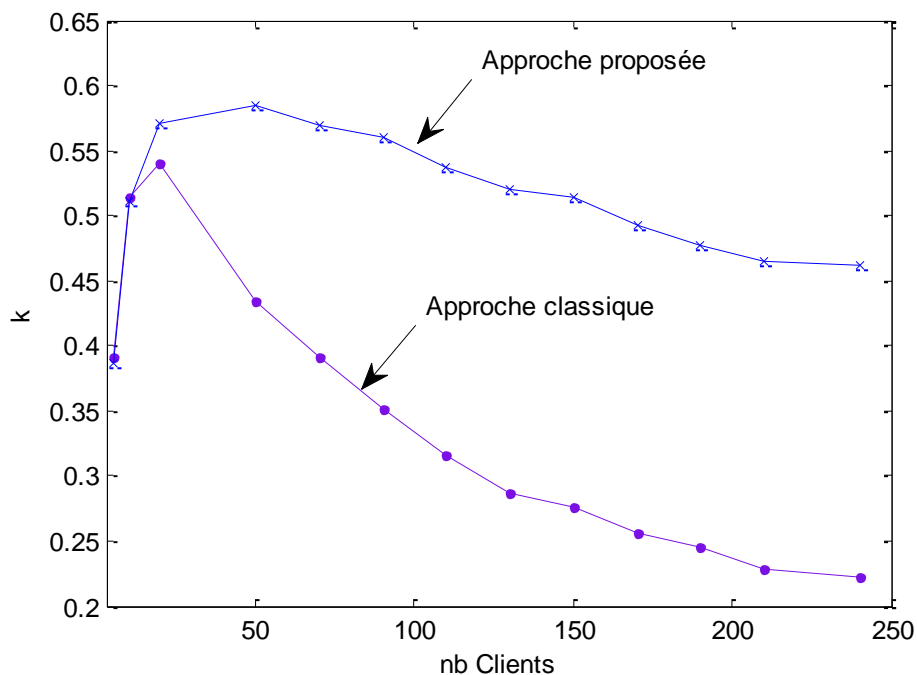


Figure 20. Impact du nombre de clients sur la qualité des recommandations

3.2.6.3. Performance en fonction du nombre de descripteurs

L'approche classique ne dépend pas des descripteurs perceptifs. Dans l'approche proposée, un client exprime sa préférence en évaluant en outre les descripteurs perceptifs. Par conséquent, nous choisissons d'étudier la performance de notre approche en fonction du nombre de descripteurs perceptifs. Pour chaque combinaison de valeurs des descripteurs perceptifs, $N_{mc}=10\ 000$.

Nous remarquons que la performance croît en fonction du nombre de descripteurs (figure 21). En effet, lorsque le nombre de descripteurs est important, l'approche dispose de plus d'informations sur le calcul de la similarité perceptive entre les clients ; pour un produit donné, un client renseignant plus de descripteurs perceptifs donnera plus d'information au système sur ses perceptions à l'égard d'un produit. Ce qui contribue à déterminer le 'bon' voisinage perceptif (Voisinage 2) du client actif.

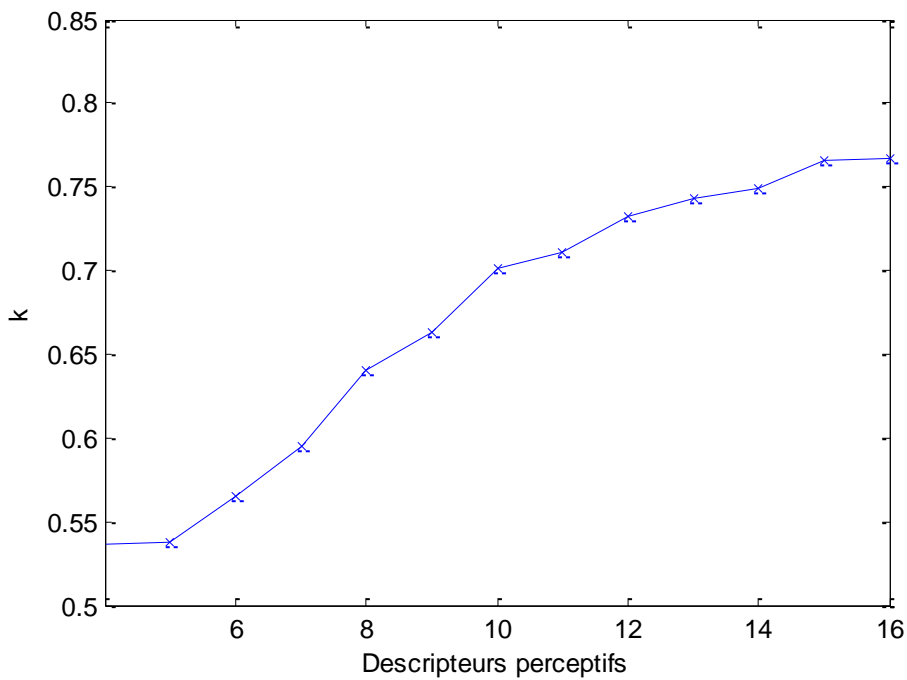


Figure 21. Impact du nombre de descripteurs perceptifs sur la qualité des recommandations

3.2.6.4. La performance en fonction de l'erreur

Dans cette section, la performance des deux approches en fonction de l'erreur $-\varepsilon_1$ ajoutée aux coefficients perceptifs de la fonction de préférence (équation (10)) et ε_2 aux évaluations perceptives- est étudiée. Les erreurs sont ajoutées afin d'imiter des comportements réels de clients, qui n'obéissent pas « exactement » à un profil. Etant donné un client $Client_x$ appartenant à un type de préférence $Preference_{type,p}$ et à un type perceptif $Perceptif_{type,q}$, nous affectons:

- $\text{Preference}_{\text{type},p} + h * \varepsilon_1$ à ses coefficients perceptifs a_{pi} (équation (10)), avec $\varepsilon_1 \sim N(0,1)$ où $N(0,1)$ représente une distribution normale centrée réduite. Cela revient à ajouter un terme d'erreur $h * \varepsilon_1$ à chacun des coefficients perceptifs a_{pi} du client (équation (10)),
- $\text{Perceptive}_{\text{type},q} + h * \varepsilon_2$ à ses évaluations perceptives $EP_{produit,i}$ (équation (10)), avec $\varepsilon_2 \sim N(0,1)$. Cela revient à ajouter un terme d'erreur $h * \varepsilon_2$ à chacune des évaluations perceptives $EP_{produit,i}$ du client (figure 11)).

et nous faisons varier la variable réelle h . $N_{mc}=10\ 000$.

○ **Ajout d'une erreur faible aux types de préférence et aux types perceptifs**

Etant données les valeurs de seuils conformes au tableau 8 et pour des valeurs d'erreur comprises entre 0 et 1, l'approche proposée est toujours meilleure que l'approche classique (figure 22). En augmentant l'erreur, on constate pour les deux approches que la qualité des recommandations se dégrade, ce qui est normal. Plus la part d'aléatoire dans les évaluations des clients est importante, plus le système a de la difficulté à préconiser correctement des recommandations.

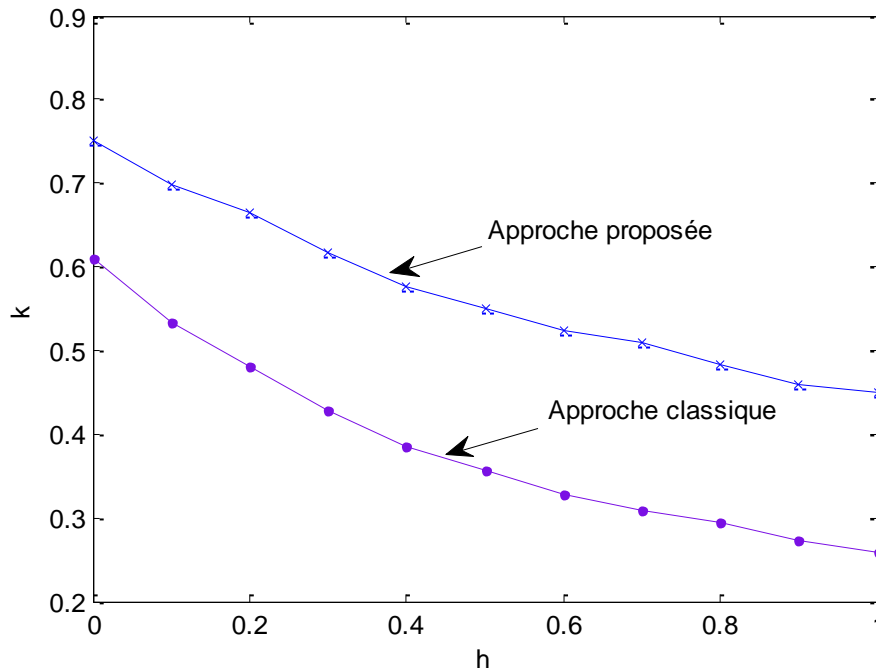


Figure 22. Performance en fonction de l'erreur

○ **Ajout d'une erreur importante**

En augmentant l'erreur ajoutée aux types de préférence et aux types perceptifs, les deux courbes se rapprochent. L'approche proposée reste meilleure que l'approche classique. Cependant, comme prévu, la différence de performance entre les deux approches est de moins en moins remarquable (figure 23). Il s'avère que la performance converge vers une valeur nulle, lorsque l'erreur est très importante, ce qui est conforme à la théorie. En effet, si l'évaluation des clients est purement aléatoire, alors les systèmes de recommandation vont proposer en moyenne autant de recommandations intéressantes, que de recommandations inadaptées, conduisant à un coefficient k nul.

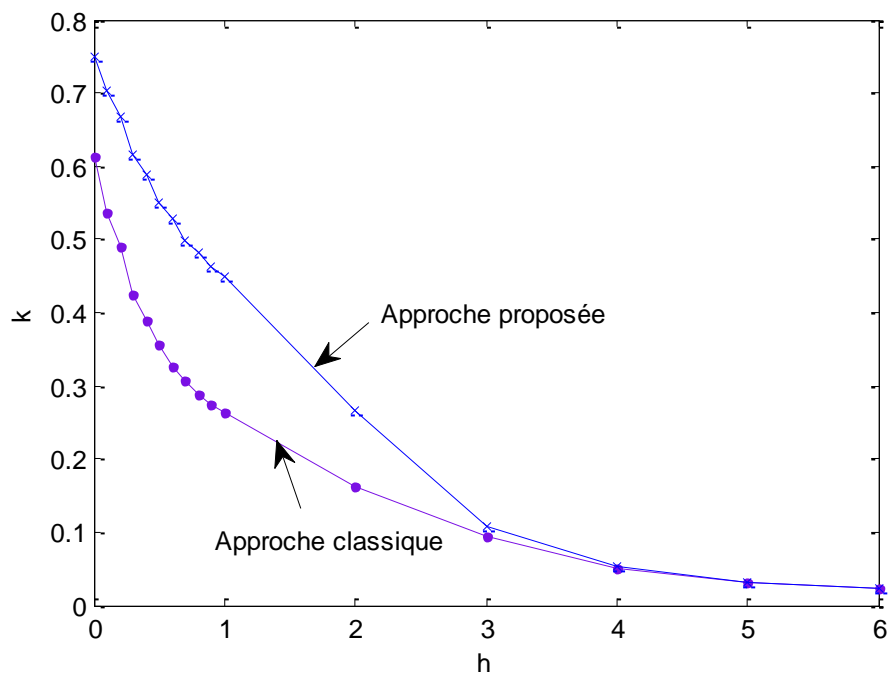


Figure 23. Performance en augmentant l'erreur

3.2.7. Performance des deux approches- Synthèse

Pour les valeurs initiales des seuils, le tableau 9 récapitule les conditions dans lesquelles il est recommandé d'utiliser l'approche proposée et les conditions pour lesquelles il est préférable d'utiliser l'approche classique en fonction du nombre de produits, du nombre de clients, du nombre de descripteurs et de l'erreur.

Paramètres	Performance Approche classique (k)	Performance Approche proposée (k)	Comparaison Approche proposée VS Approche classique - Utilisation des seuils initiaux-
Nombre de produits	Croissante	Croissante	Approche proposée meilleure que l'approche classique
Nombre de clients	Croissante jusqu'à un optimum, puis décroissante	Croissante jusqu'à un optimum, puis décroissante	Approche proposée meilleure que l'approche classique, sauf pour un nombre faible de clients
Nombre de descripteurs Perceptifs	Paramètre non concerné	Augmente	Non applicable
Erreur h	Décroissante	Décroissante	Approche proposée meilleure que l'approche classique les performances convergent vers la même limite lorsque l'erreur est grande

Tableau 9. Influence de différents paramètres expérimentaux sur les performances des 2 approches

3.2.8. Seuils, profil de préférence - Discussion

Les résultats des tests de simulation montrent que l'approche proposée est généralement meilleure que l'approche classique. Dans certains cas, les deux approches sont proches, il y a quelques cas où l'approche classique est meilleure que l'approche proposée.

Néanmoins, les seuils sont étudiés indépendamment les uns des autres. La performance peut varier suivant le réglage des seuils. Pour optimiser le réglage des seuils dans son ensemble, il faudrait utiliser une approche multidimensionnelle, par exemple en utilisant les plans d'expériences, ou en utilisant des méthodes d'optimisation, par exemple les algorithmes génétiques (Holland, 1992; Deb, 1998).

Les tests sont basés sur l'hypothèse que les clients virtuels sont cohérents dans leurs évaluations des produits, c'est-à-dire que l'erreur d'évaluation reste faible. Toutefois, nous avons tenté d'introduire une part d'aléatoire, donc de réalisme, dans les évaluations en ajoutant un terme d'erreur aux différents profils proposés. La génération d'erreurs dans la procédure de test permet de prendre en compte d'autres facteurs qui sont susceptibles d'influer la préférence. Il s'avère que les résultats sont certes sensibles à ce terme d'erreur, mais que la qualité des recommandations de l'approche proposée est généralement meilleure que celle de l'approche classique.

Nous avons supposé que les clients obéissaient à un profil de préférence, fonction des évaluations perceptives. Même si cette hypothèse est raisonnable compte tenu des études réalisées en marketing, il est nécessaire de confirmer les résultats obtenus sur des données réelles, pour lesquelles cette hypothèse n'existe pas.

La procédure de test réalisée montre que la prise en compte de la perception permet d'améliorer la qualité des produits recommandés. Cependant, pour valider ce résultat, il est nécessaire de réaliser des tests sur des données réelles.

3.3. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en place une procédure afin de simuler le comportement de clients virtuels.

La procédure proposée a permis de quantifier les performances obtenues par l'approche classique et par l'approche proposée et de les comparer, lorsque les données sont simulées. Nous avons supposé que la préférence est une fonction linéaire des évaluations perceptives. Pour tester l'approche de recommandation classique et l'approche proposée, nous avons défini un indicateur de performance. Les performances ont été étudiées en fonction des divers seuils des voisinages, ensuite en fonction du nombre de produits, du nombre de clients, du nombre de descripteurs et des erreurs ajoutées aux profils de préférences des clients et aux évaluations perceptives des produits.

Les simulations ont montré que la prise en compte de la perception a permis d'améliorer la qualité des recommandations du filtrage collaboratif. Dans plusieurs tests, avec les seuils ainsi réglés, notre approche est meilleure que l'approche classique.

Cependant, ces simulations ne permettent pas de valider ce résultat lorsque l'on utilise des données réelles, issues d'une véritable enquête avec des sujets et des produits. Pour cela, il faut mettre en place des tests avec des clients ou utilisateurs réels.

Lors de la réalisation des tests avec des clients réels, les évaluations vont être plus complexes, car les utilisateurs, en évaluant un produit, donnent une préférence globale incluant un jugement perceptif et peut-être d'autres facteurs influents.

Dans le chapitre qui suit, afin de vérifier la validité de notre approche, nous présentons les tests grandeur nature que nous avons réalisés avec des sujets ayant évalué des films long-métrage. Pour cela, nous avons mis en place un protocole expérimental à travers un questionnaire sur Internet.

Chapitre 4. Expérimentation

Enquête en ligne sur les films long-métrage

Introduction

Dans ce chapitre, nous mettons en place un protocole expérimental avec des utilisateurs réels afin de vérifier la validité de la méthodologie dont il est question dans notre problématique. Le produit étudié est de nouveau le film long-métrage, produit pour lequel l'émotion joue un rôle important. Pour cela, nous mettons en ligne un questionnaire d'évaluation de films et nous demandons aux participants d'évaluer les films qu'ils ont vus, selon leur préférence, et selon une liste de descripteurs perceptifs. En utilisant les données ainsi recueillies, nous pouvons ainsi comparer l'approche de recommandation proposée à l'approche classique, en utilisant l'indice de performance k et la procédure de validation croisée définis au chapitre précédent.

Pour compléter cette expérimentation, nous avons également demandé aux participants une évaluation quantitative, pour chacun de films vus, des quatre attributs utilisés par le site YahooMovie : le scénario, le jeu d'acteurs, la réalisation et les images. Ces évaluations nous permettront de tester l'approche proposée sur des descripteurs de nature différente des descripteurs perceptifs. L'objectif est de vérifier dans quelle mesure l'utilisation des descripteurs perceptifs proposés fournit de meilleurs résultats que l'utilisation des attributs de YahooMovie. Les performances des différentes méthodes de recommandation sont aussi étudiées en fonction de données démographiques des sujets (âge, sexe).

Enfin, nous nous focalisons sur une catégorie particulière de sujets pour laquelle nous étudions les performances des différentes approches et nous nous focalisons sur le lien pouvant exister entre la préférence d'un client et ses perceptions. Nous validons ensuite - pour une certaine catégorie de sujets- notre hypothèse de travail (à savoir : « La préférence est un jugement qui est construit à partir des perceptions, et donc la prise en compte de la perception

est susceptible d'améliorer la qualité des recommandations »). Enfin, nous clôturons ce chapitre par une discussion, puis par une conclusion.

4.1. Protocole expérimental

4.1.1. Choix des films long-métrage

Pour définir la liste des films qui a été proposée, il a été demandé à 5 amatrices et 4 amateurs de films de lister exhaustivement les films qu'ils ont vus pendant les trois dernières années. A partir de cette sélection, une liste finale de 100 films a été définie (donnée en Annexe a.). Les films ont été sélectionnés de telle sorte à couvrir une grande diversité de genre (aventure, comédie, fantastique, animation, drame, action, horreur...).

4.1.2. Questionnaire en ligne

Pour collecter les données d'évaluation des films par les clients, une enquête a été réalisée et diffusée sur Internet (sur le support Survey Monkey, disponible à l'adresse suivante: <https://www.surveymonkey.com/s/BHPYFXQ>, en ligne jusqu'au 28 Juin 2013). Dans ce qui suit, un client est désigné par le terme sujet.

Le questionnaire mis en ligne comporte les 100 films choisis. Il consiste en une succession de pages, une par film, pour lequel le sujet doit apporter des évaluations. Les pages sont proposées dans le même ordre, quel que soit le sujet.

Pour un film donné, la tâche du sujet est la suivante :

- s'il n'a pas vu le film, il passe à la page suivante.
- s'il a vu le film, il lui est demandé d'évaluer :
 - Son appréciation sur la qualité générale du film, sous forme d'une note sur une échelle de Likert à 10 niveaux
 - Son appréciation sur la qualité de 4 attributs du film (Scénario, Jeu d'acteurs, Réalisation, Image), sous forme d'une note sur une échelle de Likert à 7 niveaux
 - Son ressenti sur différentes émotions qu'a suscitées le film, sous forme d'une note sur une échelle de Likert à 7 niveaux. La liste comporte 8 émotions (Amusé, Triste, En colère, Apeuré, Attentif, Anxieux, Surpris, Heureux)

Il est demandé aux personnes interrogées de répondre au questionnaire (Annexe b.) en évaluant uniquement les films qu'ils ont vus.

Les sujets ont le choix de quitter le questionnaire à tout moment (en cas de lassitude), ceci est mentionné par le bouton « Quitter le sondage » du questionnaire (figure 24). Il est aussi demandé à chacun des sujets d'indiquer s'il le souhaite son sexe et son âge.

The screenshot shows a web interface for a film evaluation questionnaire. At the top, a dark blue header bar contains the title 'Questionnaire d'évaluation de films' on the left and a button labeled 'Quitter le sondage' on the right. Below the header, the main content area is white. It begins with the text 'Dans ce sondage, divers films vous seront présentés.' followed by 'Il vous est demandé de donner votre avis sur les films que vous avez regardés à propos de:' and a bulleted list: '- votre impression générale', '- votre impression sur des critères spécifiques de chaque film.', and '- votre impression sur les émotions qu'a suscitées un film en vous'. Below this, it states 'Vous pouvez à tout moment quitter le sondage en appuyant sur le bouton "Quitter le sondage" en haut à droite de chaque page.' A 'Suiv.' button is centered below the text. Further down, it says 'Avant de donner votre avis sur les films qui vous seront présentés, veuillez renseigner les informations suivantes:'. This is followed by the section 'Vous êtes:' with two radio button options: 'Homme' and 'Femme'. Below that is the section 'Votre âge' with a dropdown menu. At the bottom, there are two buttons: 'Préc.' and 'Suiv.'.

Figure 24. Questionnaire en ligne- Instructions

Si le sujet indique qu'il a vu un film, il sera redirigé vers la page d'évaluation correspondante (figure 25). Chaque film est donc évalué suivant trois familles de critères : une note globale, des évaluations suivant 4 attributs propres au film (ces attributs correspondent à ceux demandés sur le site YahooMovie - le scénario, le jeu d'acteurs, la réalisation et les images), et des évaluations perceptives selon 8 critères émotionnels. Ces descripteurs correspondent aux critères perceptifs déterminés par la méthode de recueil des perceptions (tableau 7, Chapitre 2). Nous souhaitons tester notre approche en utilisant les descripteurs perceptifs, ensuite les attributs de YahooMovie, ce qui nous permettra de savoir si

l'introduction des critères émotionnels fournit de meilleurs résultats que l'utilisation d'attributs généraux relatifs aux films, pour produire des recommandations.

3 personnes (amateurs cinéphiles) ayant regardé un nombre important de films (plus de 25 films parmi les 100 films) ont initialisé notre base.

Le lien du questionnaire a ensuite été diffusé à grande échelle par email, majoritairement auprès de personnes maîtrisant la langue française.

Questionnaire d'évaluation de films

Quitter le sondage

Votre avis sur le film:

* Veuillez attribuer une note sur 10 à ce film:
1 : Vous n'avez pas du tout aimé ce film
10 : Vous avez beaucoup aimé ce film

ARRIETTY

Note globale

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

* Veuillez évaluer sur une échelle de 1 à 7, les 4 items suivants (exemple : item 1 = Scénario)
1 : Vous n'avez pas du tout aimé l'item en question
7 : Vous avez beaucoup aimé l'item en question

Scénario

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Jeu d'acteurs

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Réalisation

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Images

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

* La liste suivante contient 8 différents états émotionnels.
Veuillez graduer sur une échelle de 1 à 7, vos réponses en fonction de l'intensité émotionnelle que vous avez ressentie vis-à-vis de ce film:
1 : Vous n'avez pas du tout ressenti l'état mentionné
7 : Vous avez tout à fait ressenti cet état

Amusé

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Triste

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

En colère

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Apeuré

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Attentif

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Anxieux

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Surpris

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Heureux

1 2 3 4 5 6 7

☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐

Préc.

Suiv.

Figure 25. Interface d'évaluation d'un film- Exemple

4.2. Résultats

4.2.1. Informations sur les sujets

Le sondage, réalisé sur une période d'un mois, a récolté 854 réponses, dont :

- 526 sujets ayant évalué plus de 4 films
- 169 ayant évalué moins de 4 films (<4 films)
- Le reste (159 sujets) :
 - ont juste ouvert le questionnaire puis ont quitté la page,
 - ou ont juste mentionné leurs données démographiques et ont quitté le questionnaire
 - ou ont indiqué qu'ils n'ont pas vu les films
 - ou ont choisi de ne rien évaluer et d'abandonner le questionnaire.

Pour constituer notre base de données, nous avons choisi dans la suite de considérer uniquement les sujets ayant évalué au moins 4 films. Pour les 526 clients considérés, le nombre moyen de films évalués est 13,07. La figure 26 représente l'histogramme du nombre de films évalués par sujet, et la figure 27 présente l'histogramme du nombre de sujets par film.

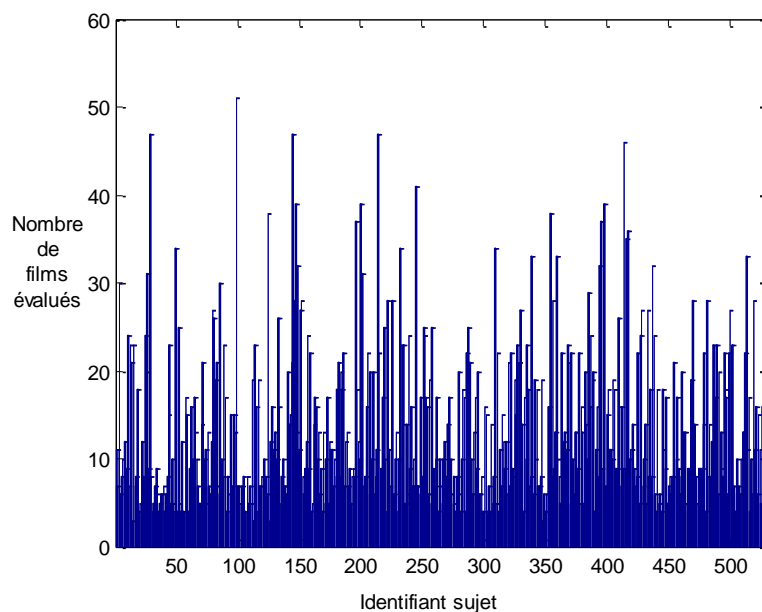


Figure 26. Répartition du nombre de films évalués par sujet

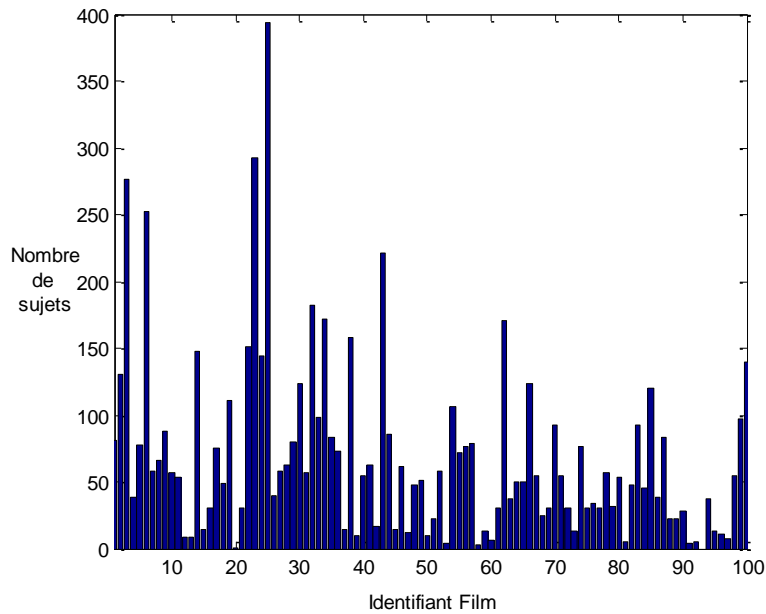


Figure 27. Répartition du nombre de sujets par films

Parmi les 526 sujets, nous distinguons 166 femmes (31.56 %) et 360 hommes (68.44 %).
En ce qui concerne l'âge :

- 501 personnes ont indiqué leurs âges : dont 451 âgés de moins de 30 ans et 50 personnes âgés de plus de 30 ans.
- 25 personnes n'ont pas indiqué leurs âges

4.2.2. Performance des approches de recommandation

Les données collectées, à savoir les évaluations des films par les sujets, ont été sauvegardées par l'outil d'administration de l'enquête dans un fichier Excel. L'étape suivante consiste à appliquer la procédure de validation croisée et le calcul de l'indice de performance des recommandations, ceci pour l'approche de recommandation classique, l'approche proposée en utilisant les descripteurs perceptifs dans un premier temps, puis les attributs de YahooMovie (que nous appelons « Approche YahooMovie » dans la suite).

Pour notre approche de recommandation (approche proposée), nous considérons dans un premier temps les valeurs initiales des quatre seuils définis dans le tableau 8.

Pour évaluer la performance des méthodes de recommandations, nous utilisons le même principe de validation croisée vue au chapitre 3, avec quelques modifications mineures. Le principe d'un test consiste à :

1. tirer au hasard un des 526 sujets de la base, et tirer aussi au hasard un nombre de films qu'il a évalués (au moins un film tiré, en laissant au moins deux films évalués par le sujet). Les films tirés sont retirés de la base, et ce sujet constitue le client actif,
2. faire fonctionner une des méthodes de recommandation sur les données restantes, afin d'effectuer des recommandations au client actif,
3. calculer l'indice de performance k des recommandations, en comparant le statut des films (recommandés ou non) à l'évaluation globale du film retiré, déclarée par le sujet,
4. Recommencer le cycle des étapes 1 à 3 un grand nombre de fois. Afin d'obtenir une convergence dans les résultats. Nous avons réalisé $N_{mc}=1000$ tests, puis déterminé la valeur moyenne de l'indice k sur ces 1000 tests.

Le tableau 10 indique les valeurs moyennes de l'indice de performance k pour les différentes méthodes, et pour deux valeurs différentes de Seuil3.

k \ Seuil3	0.8	0.7
	1000 tests	
<i>Approche classique</i>	0.437	0.437
<i>Approche proposée</i>	0.445	0.443
<i>Approche YahooMovie</i>	0.430	0.432

Tableau 10. Performance des trois approches en fonction de Seuil3 (indice k)

Nous remarquons que pour les données du protocole expérimental, et pour les seuils initiaux (Seuil3 = 0.8), notre approche est légèrement plus performante que l'approche classique et l'approche utilisant les attributs de YahooMovie. Lorsque Seuil3 = 0.7, nous remarquons que notre approche demeure légèrement plus performante que l'approche classique et l'approche utilisant les attributs de YahooMovie. Cependant, cette différence n'est pas réellement significative pour un indicateur de performance variant de -1 à 1.

Nous comparons dans la suite la dispersion des mesures de k autour des moyennes ainsi déterminées. Nous déterminons pour cela l'écart type pour chacune des trois approches en considérant les seuils initiaux (tableau 11).

Seuils initiaux	Ecart type - k
<i>Approche classique</i>	0.551
<i>Approche proposée</i>	0.544
<i>Approche YahooMovie</i>	0.552

Tableau 11. Ecart types de k pour les trois approches

Nous remarquons que les écarts types sont importants et trop dispersés autour des moyennes des trois approches. Pour une approche donnée, il existe des tests pour lesquels la performance est excellente et d'autres pour lesquels la performance n'est pas du tout bonne.

Pour l'approche proposée, la dispersion de la performance autour de la moyenne (0.445) est légèrement plus étroite que dans le cas des deux autres approches ; pour un test sélectionné au hasard parmi les 1000 tests réalisés sur l'approche proposée, la performance de notre approche peut se rapprocher davantage de 0.445.

Pour l'approche classique et l'approche YahooMovie, les écarts types sont légèrement plus importants que l'approche proposée, mais puisque les moyennes sont légèrement plus faibles, par conséquent, les différences entre les trois approches ne sont pas très importantes.

Pour confirmer cette intuition, un test de Mann-Whitney est réalisé pour comparer deux à deux les valeurs moyennes de k : sur l'approche proposée et l'approche classique, ensuite sur l'approche proposée et l'approche YahooMovie. Les résultats montrent que la différence des moyennes n'est pas significative ($p\text{-value} = 83,5\%$). On ne constate donc pas d'amélioration significative de l'indice de performance k en considérant les sujets retirés, et les valeurs initiales des seuils pour le calcul des similarités.

4.2.3. Résultats sur $N_{mc}=100$ tests- Approche classique VS Approche proposée

Dans ce paragraphe, nous proposons de faire varier certaines valeurs des seuils perceptifs, afin d'ajuster le réglage de la méthode. Pour comparer les deux méthodes, approche proposée et approche classique, nous représentons le rapport entre les indices de performances, k/k' (k : indice pour la méthode proposée ; k' indice pour la méthode classique).

Chaque point de la courbe correspond au rapport des indices moyens k/k' , chaque indice de performance k et k' étant une moyenne sur 100 tests. Pour des raisons de temps de calcul, il n'a pas été possible de faire des moyennes sur un nombre plus important de tests.

Le rapport des performances de l'approche proposée k et de l'approche classique k' est illustré à la figure 28 pour des valeurs du couple (Seuil3; Seuil4). Les points en couleur verte désignent ceux pour lesquels notre approche est meilleure ((0.3 ;8), (0.6 ;8),(0.8 ;6),(0.8 ;8)) les points en rouge, sont ceux où l'approche classique est meilleure ((0.2 ;3), (0.3 ;6), (0.6 ;6), (0.7 ;3)), enfin les points en bleu représentent des combinaisons pour lesquelles les deux approches ont la même performance ((0 ;10), (1;0)). Il faut noter que les différences de performance entre les deux approches restent faibles.

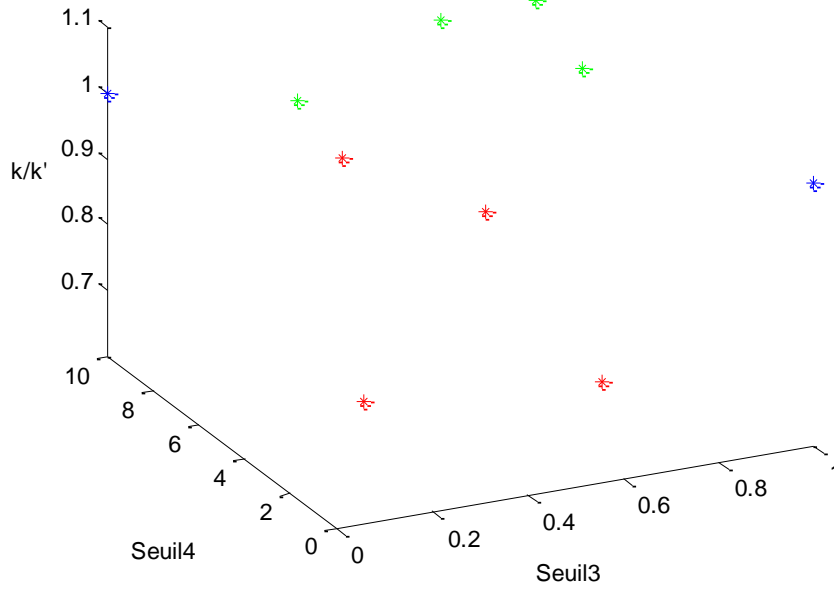


Figure 28. Rapport entre la performance de l'approche proposée (k) et l'approche classique (k') pour des seuils perceptifs variables

4.2.4. Nature des films proposés

Afin d'étudier plus précisément les différences entre les deux méthodes de recommandations, nous avons examiné de plus près en quoi les recommandations diffèrent. Pour cela, nous étudions la différence moyenne entre les recommandations de l'approche classique et celles de l'approche proposée.

Rappelons que l'indicateur de performance est calculé grâce à l'indice k (équation (16)) :

1/ Si $M = B = 0$

$$k = 0$$

2/ Si $M + B \neq 0$

a/ Si $S1 + S2 \neq 0$

$$a.1/ \text{Si } M = 0 \text{ et } B \neq 0 ; \quad k = \frac{S1}{B} \quad (16)$$

$$a.2/ \text{Si } M \neq 0 \text{ et } B = 0; \quad k = -\frac{S2}{M}$$

$$a.3/ \text{Si } M \neq 0 \text{ et } B \neq 0 ; \quad k = \frac{S1}{B} - \frac{S2}{M}$$

b/ Si $S1 + S2 = 0$

$$k = \frac{M - B}{M + B}$$

où B : nombre de films retirés du système pour lesquels la note globale ≥ 7 (« bons » films)
M: nombre de films retirés du système pour lesquels la note globale < 5 (« mauvais » films)

S1: nombre de films proposés par le système de recommandation, pour lesquels la note globale ≥ 7

S2 : nombre de films proposés par le système de recommandation, pour lesquels la note globale < 5

Nous considérons la différence moyenne des « bons » films proposés $I1_{moyen}$ et celle des « mauvais » films proposés $I2_{moyen}$. Celles-ci sont calculées de la façon suivante :

$$I1_{moyen} = (S1_{ac} - S1_{ap})_{moyen}$$

$$I2_{moyen} = (S2_{ac} - S2_{ap})_{moyen}$$

$S1_{ac}$ désigne le nombre moyen de « bons » films recommandés par l'approche classique et $S1_{ap}$, le nombre moyen de « bons » films recommandés par l'approche proposée.

$S2_{ac}$ désigne le nombre moyen de « mauvais » films recommandés par l'approche classique et $S2_{ap}$, le nombre moyen de « mauvais » films recommandés par l'approche proposée.

Dans l'idéal, pour que l'approche proposée soit supérieure à l'approche classique, $I1_{moyen}$ doit avoir une valeur nulle et $I2_{moyen}$ une valeur élevée.

En effet, étant donné que l'approche proposée fait forcément moins de propositions que l'approche classique (il y a un second filtrage dans l'approche proposée), dans l'idéal, on doit avoir :

- un nombre de « bons » films recommandés par l'approche proposée égal à celui proposé par l'approche classique, c'est-à-dire $I1_{moyen} = 0$
- un nombre de « mauvais » films recommandés par l'approche proposée beaucoup plus faible (voire nul) que celui recommandé par l'approche classique, c'est à dire $I2_{moyen}$ maximum.

Dans cette section, nous étudions dans un premier temps $I2_{moyen}$ en fonction de $I1_{moyen}$ sur un ensemble de tests réalisés avec les 526 sujets. Pour chaque test, 30 tirages aléatoires sont réalisés ($N_{mc}=30$) avec l'approche classique et l'approche proposée et $I1_{moyen}$ et $I2_{moyen}$ sont calculés.

La figure 29 illustre le cas de 50 tests. Les deux approches sont appliquées avec les seuils initiaux de la procédure de test (tableau 8).

La figure montre que la zone du plan où les résultats sont le plus concentrés est celle pour laquelle $I1_{moyen}$ est faible et $I2_{moyen}$ est également faible. Ce qui signifie que l'approche proposée recommande en moyenne de « bons » films au client actif, mais également des « mauvais ». Le nombre de « bons » films est très proche de celui proposé par l'approche classique, ce qui représente un bon signe pour notre approche. Cependant, le nombre de « mauvais » films est également proche de celui recommandé par l'approche classique, ce qui représente un mauvais signe puisque l'objectif est de minimiser ce nombre, et que la différence entre les deux approches quant à ce nombre doit être importante. L'idéal aurait été que l'approche proposée ne recommande que de bons films.

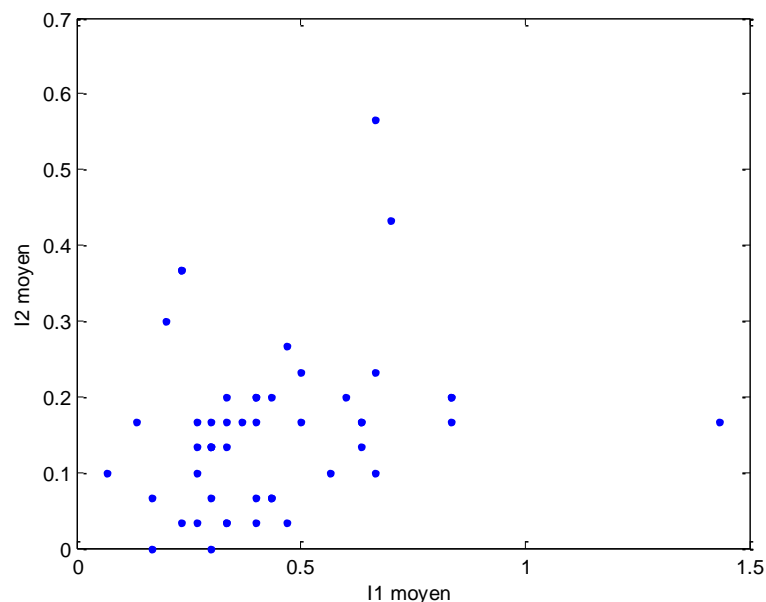


Figure 29. L'approche proposée a tendance à proposer les mêmes bons et les mêmes mauvais films recommandés par l'approche classique

Plusieurs raisons peuvent expliquer ces résultats. Une des raisons est que les évaluations des films peuvent être incohérentes pour certains sujets. Il est également possible que certains sujets aient des difficultés à quantifier leur ressenti émotionnel suivant les descripteurs perceptifs choisis, et par conséquent, l'ajout d'un filtrage de second niveau dans notre approche a éliminé de 'bons' voisins. Par suite, l'approche proposée a plus tendance à

proposer moins de « bons » films que l'approche classique quoiqu'en moyenne, ce nombre soit proche de celui de l'approche classique.

Il est également possible que les seuils perceptifs ne soient pas assez discriminants, par conséquent, dans certains tests, le Voisinage 2 a la même taille que le Voisinage 1: dans ce cas, le nombre de « mauvais » films proposés par l'approche classique et l'approche proposée est le même.

Il est également possible que les descripteurs perceptifs choisis ne soient pas ceux qui conditionnent la préférence de certains sujets pour un film.

Nous pouvons nous interroger aussi sur les profils de préférence des sujets ; si ces profils sont individuels, c'est-à-dire que chaque sujet a sa propre fonction de préférence, il y'a une forte probabilité que chaque sujet se trouve seul dans le Voisinage 2, par conséquent nous serons amenés à appliquer l'approche classique dans ce cas. L'approche proposée fournit donc exactement les mêmes résultats que l'approche classique.

4.2.5. Performance en fonction du sexe et de l'âge

Nous étudions la performance des trois approches en fonction de l'âge et du sexe, avec les seuils initiaux (tableau 8).

Le tableau 12 présente la valeur de l'indice de performance pour les différentes méthodes et les différents types de sujets.

Seuils initiaux <i>K</i>	Sexe		Age	
	Femme	Homme	<=30 ans	>30 ans
	200 tests	400 Tests	400 tests	200 Tests
<i>Approche classique</i>	0.506	0.369	0.506	0.343
<i>Approche proposée</i>	0.379	0.370	0.522	0.225
<i>Approche YahooMovie</i>	0.405	0.385	0.524	0.207

Tableau 12. Performance en fonction du sexe et de l'âge

Les résultats montrent que pour les hommes ainsi que pour les sujets ayant un âge inférieur à 30 ans, l'approche proposée est meilleure que l'approche classique (tableau 12). Nous remarquons aussi que notre approche est moins bonne pour les femmes et pour les personnes âgées de plus de 30 ans. Cependant, l'approche proposée est plus performante que celle utilisant les attributs YahooMovie, pour les personnes âgées de plus de 30 ans.

4.2.6. Performance pour une certaine catégorie de sujets

Dans cette section, nous étudions, pour une catégorie de sujets, la performance des approches en utilisant une procédure de validation croisée. Nous utilisons ici la procédure LOOCV (Leave-one-out-cross-validation), qui consiste à retirer un à un tous les sujets (plutôt que de tirer aléatoirement le sujet retiré).

Nous calculons dans notre cas, l'indicateur de qualité moyen, en retirant tour à tour un à un tous les sujets. Cet indice sera calculé pour l'approche de recommandation classique, pour l'approche proposée, et pour l'approche YahooMovie.

Rappelons que le nombre moyen de films évalués par sujet est 13.07. Dans cette section, nous nous focalisons sur les sujets qui ont évalué plus de 14 films. Ces sujets sont au nombre de 183. Nous étudions la performance des approches de recommandation pour ces personnes. Pour des valeurs données des seuils perceptifs, nous avons réalisé $N_{mc} = 183$ tirages (un tirage correspond à un test). Chaque sujet a été retiré une fois, dans une procédure de validation croisée classique cette fois, de type LOOCV. Un test correspond à un tirage d'un sujet et un tirage d'un nombre aléatoire de films qu'il a évalués (retirer au moins un film et laisser au moins deux films évalués par le sujet). Les résultats sont reportés dans le tableau 13.

Seuils initiaux	k
<i>Approche classique</i>	0.298
<i>Approche proposée</i>	0.319
<i>Approche YahooMovie</i>	0.309

Tableau 13. Performances des trois approches pour les 183 sujets

Nous remarquons qu'avec les seuils initiaux, l'approche proposée est légèrement meilleure que l'approche classique et que l'approche YahooMovie.

- **Sujets pour lesquels l'approche proposée est meilleure**

Parmi les 183 sujets considérés, nous souhaitons déterminer ceux pour lesquels l'approche proposée est plus performante que l'approche classique. Pour ces sujets, nous souhaitons déterminer si la préférence globale du sujet pour un film est reliée aux évaluations perceptives de ce même film. En d'autres termes, nous souhaitons vérifier si l'hypothèse de profil de préférence, utilisée pour les tests avec les données simulées, est valide sur ces sujets.

Pour déterminer ces sujets, nous utilisons la procédure suivante :

- Pour chacun des 183 sujets, réalisation de trois tests de recommandations indépendants, pour chacune des méthodes de recommandations (en considérant les seuils initiaux). A chaque test, nous retirons un nombre aléatoire de films évalués par le sujet.
- Détermination de la performance moyenne des trois approches, moyennée sur les trois tests.
- Les sujets pour lesquels notre approche est plus performante que l'approche classique avec une différence de plus de 0.1 sont retenus. Ces sujets sont au nombre de 33. Pour ces 33 sujets, nous étudions également, pour les cas considérés, la différence de performance entre l'approche proposée et l'approche YahooMovie.

Pour les 33 sujets sélectionnés, nous souhaitons déterminer si la préférence globale du sujet pour un film est reliée aux évaluations perceptives de ce même film. Rappelons que dans la procédure de test réalisée sur des données simulées, nous avons supposé que la préférence est une fonction linéaire des évaluations perceptives.

L'objectif de cette étude est de vérifier dans quelle mesure cette hypothèse est valide pour les données réelles de notre expérimentation.

Pour les sujets sélectionnés, nous réalisons une régression linéaire multiple de la notation de préférence globale, expliquée par les évaluations perceptives, pour l'ensemble des films évalués, afin de déterminer sa fonction de préférence. Les variables explicatives sont les évaluations perceptives de chacun des descripteurs perceptifs de chaque film. La variable à expliquer étant la note globale attribuée au film par le sujet. En effet, nous ne considérons que les sujets qui ont vu plus de 16 films (plus de 16 observations, vu que le nombre de variables explicatives vaut 8). Ces sujets sont au nombre de 30 (il y'a 3 sujets qui ont évalué moins de 16 films).

Pour chaque sujet, la fonction de préférence est donnée par l'équation (17).

$$y_j = f(x_1, \dots, x_8) = \sum_{i=1}^8 a_i * x_{ij} + b \quad (17)$$

avec :

x_{ij} : évaluations perceptives des descripteurs : Amusé, Triste, En colère, Apeuré, Attentif, Anxieux, Surpris et Heureux, pour le film j

y_j : préférence globale pour le film j

a_i représentent les coefficients de la régression (l'effet de chaque descripteur).

b : constante de la régression.

Dans la suite, nous désignons par R^2 le coefficient de détermination de la régression.

Les résultats des différentes régressions sont présentés dans le tableau 14.

k désigne la performance de l'approche proposée sur une moyenne de 3 tests, pour un sujet tiré dont l'identifiant est 'Identifiant sujet'.

k' désigne la performance de l'approche classique sur une moyenne de 3 tests, étant donné le même sujet.

k'' désigne la performance de l'approche YahooMovie sur une moyenne de 3 tests, étant donné le même sujet.

Chapitre 4. Expérimentation – Enquête en ligne sur les films long-métrage

Identifiant du sujet	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	b	R ²	k-k'	k-k''	Nombre de films évalués	Sexe	Âge
19	0,471	0,144	-0,177	-0,308	1,498	-0,212	-0,067	-0,100	-1,985	0,846	0,185	0,222	18	Homme	23
27	0,648	0,070	-0,183	0,113	0,245	0,628	0,550	-0,265	0,873	0,803	0,250	0	31	Homme	22
52	0,137	-0,912	1,808	-0,902	0,692	0,091	0,418	0,072	2,663	0,809	0,239	0,084	24	Homme	26
83	0,136	0,798	-0,479	-1,275	0,761	-0,002	0,239	0,622	1,358	0,887	0,333	0	20	Homme	22
117	0,746	0,086	-0,228	0,472	0,307	0,352	0,433	-0,322	-0,886	0,926	0,166	0	19	Femme	21
125	0,114	0,093	-0,250	0,045	0,639	0,223	-0,301	0,238	3,836	0,871	0,411	0	34	Homme	27
146	0,360	0,199	0,470	-0,071	0,405	0,010	0,442	0,223	2,995	0,687	0,158	0,077	27	Femme	27
147	0,200	0,346	-0,005	0,327	0,736	0,079	-0,001	0,104	0,212	0,908	0,333	0	34	Homme	28
152	0,265	0,140	0,317	-0,503	0,881	0,188	0,064	0,263	0,061	0,847	0,166	0	28	Homme	20
181	0,104	0,602	0,416	-0,031	0,575	-0,245	0,479	-0,026	0,875	0,760	0,579	0	18	Homme	27
201	-0,085	0,079	1,049	0,871	0,695	-0,203	0,296	0,610	-2,053	0,836	0,279	0,016	31	Homme	22
214	-0,019	0,015	-0,070	0,083	0,344	0,005	-0,003	0,891	0,549	0,889	0,233	0,066	47	Homme	22
215	1,038	-2,622	2,989	1,655	1,275	0,415	-1,299	1,127	-2,565	0,820	0,383	0,041	21	Homme	-
222	-0,312	0,129	0,089	-0,327	0,649	-0,046	0,566	0,291	1,390	0,824	0,305	0,305	28	Homme	21
235	0,222	-0,171	0,279	-0,178	0,442	0,180	0,550	0,368	-0,124	0,619	0,277	0	22	Femme	20
286	0,039	0,258	-0,635	0	0,339	0,565	0,012	0,775	0,658	0,898	0,133	0	21	Femme	20
320	0,933	0,179	-0,279	0,717	0,541	0,179	0,039	0,078	-0,305	0,791	0,479	0,201	19	Homme	19
322	-0,035	-0,460	-0,756	-1,928	0,101	0,346	0,118	0,501	8,042	0,624	0,305	0,166	21	Homme	23
325	0,113	-0,449	-0,216	0,367	1,148	0,036	0,341	0,570	-0,223	0,916	0,167	0,167	19	Homme	22
335	0,173	0,232	-0,461	-0,251	0,878	0,138	0,276	1,058	-4,055	0,934	0,333	0,333	22	Homme	20
336	0,292	0,195	0	-0,510	0,592	0,261	0,130	0,344	0,646	0,942	0,222	0	18	Homme	20
356	0,236	-1,003	1,280	-0,174	0,576	0,397	0,327	0,002	2,398	0,693	0,366	0,192	24	Homme	-
368	-0,111	0,256	-0,636	0,098	1,012	0,086	0,431	-0,001	0,355	0,867	0,141	0,141	23	Homme	23
405	0,352	0,586	0	2,196	-0,428	-0,286	1,012	0,048	0,087	0,797	1	0	19	Homme	19
416	-0,363	0,227	-0,376	-0,270	0,777	0,391	0,206	1,050	0,831	0,776	0,118	0	35	Homme	25
427	-0,468	0,326	0,336	-0,045	0,176	0,279	0,024	0,726	3,033	0,728	0,242	0	24	Homme	20
486	-0,089	0,153	0,210	-0,430	0,087	0,698	-0,073	1,458	-1,240	0,885	0,334	0	23	Homme	47
488	0,092	0,102	0,929	-0,015	0,927	-0,293	-0,017	0,178	1,275	0,778	0,300	0,111	17	Femme	22
499	0,403	0,423	-0,493	0,251	0,464	0,104	0,236	0,037	0,137	0,920	0,119	0	22	Homme	22
512	0,193	0,562	0,164	-0,051	0,759	0,132	0,015	0,276	-0,662	0,706	0,360	0	22	Homme	19

Tableau 14. Résultats des régressions et performances des approches pour les 30 sujets

Pour les 30 sujets étudiés, la différence de performance moyenne ($k-k'$) entre l'approche classique et l'approche proposée varie de 0.118 à 1 (elle est de 1 pour le sujet 405). Cependant, pour de nombreux sujets, la différence de performance entre l'approche proposée et l'approche YahooMovie ($k-k''$) n'est pas très importante (voire égale pour certains sujets).

Nous remarquons également que notre approche est plus performante majoritairement pour des sujets âgés de moins de 25 ans, et plus pour les hommes.

Les caractéristiques des régressions linéaires sont également données dans le tableau 14. Pour plusieurs sujets, les coefficients de détermination R^2 sont très importants, ce qui est le signe d'une relation linéaire entre les évaluations perceptives d'un film et la préférence pour ce film.

Nous pouvons par conséquent déduire que pour certains sujets, l'amélioration de la qualité des recommandations produites par le filtrage collaboratif est potentiellement due à la prise en compte des perceptions, étant donné que l'on constate pour ces sujets l'existence d'un lien linéaire entre la préférence et les perceptions. Pour ces sujets, nous arrivons à expliquer le lien pouvant exister entre leur préférence pour un film et leurs perceptions.

Ce résultat apporte du crédit à notre proposition : pour les sujets pour lesquels la performance de l'approche proposée est meilleure que l'approche classique, on constate bien un lien linéaire entre préférence et perception.

L'approche proposée a recommandé des films à chacun de ces sujets en se basant sur ses voisins du Voisinage 2, et donc les films répondront aux attentes perceptives du sujet puisqu'ils lui ont été proposés pour les mêmes raisons perceptives que ses voisins du Voisinage 2.

Pour un certain nombre de sujets, l'attribut « Apeuré » (coefficient a_4) semble ne pas avoir d'effet important sur la note globale qu'ils attribuent à un film. Cependant, nous ne pouvons généraliser ce résultat vu que pour d'autres sujets, ça n'était pas le cas.

Pour étudier globalement le lien entre préférences et perception, nous avons réalisé une régression linéaire multiple sur l'ensemble des films évalués par les 33 sujets pour lesquels notre approche est meilleure que l'approche classique.

La fonction de préférence globale, ou profil perceptif global, est le suivant :

$$f(x_1, \dots, x_8) = 0,192 x_1 + 0,231 x_2 - 0,145 x_3 + 0,115 x_4 + 0,448 x_5 + 0,160 x_6 + 0,095 x_7 + 0,206 x_8 + 1,935 \quad (18)$$

avec

$$R^2=0,597 \sim 0.60$$

x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , x_5 , x_6 , x_7 , x_8 , désignent respectivement les évaluations perceptives des descripteurs ‘Amusé’, ‘Triste’, ‘En colère’, ‘Apeuré’, ‘Attentif’, ‘Anxieux’, ‘Surpris’ et ‘Heureux’.

Cette équation donne, pour l’ensemble des sujets, en moyenne, l’influence des évaluations des descripteurs perceptifs sur la note globale d’un film. Le test de significativité de Fisher montre que chaque variable a un effet significatif sur la réponse ($p \ll 0.05$) à l’exception de la variable x_4 (descripteur ‘Apeuré’, $p=0.06$). Le descripteur ‘Attentif’ ($n^\circ 5$) a l’effet le plus important sur la note globale d’un film (effet positif). Le descripteur ‘En colère’ ($n^\circ 3$) a un effet négatif sur la préférence globale d’un film.

L’hypothèse de l’existence de sujets obéissant à un profil de préférence, fonction des évaluations perceptives, est raisonnable compte tenu des études réalisées en marketing. Notre approche a amélioré les résultats pour des sujets pour lesquels il existe un lien linéaire entre préférences et perceptions. Cependant, il est nécessaire de confirmer les résultats obtenus pour des sujets pour lesquels cette hypothèse n’existe pas. Pour affirmer ceci, il est nécessaire de montrer qu’il n’existe pas de liens linéaires entre préférences et perceptions pour les sujets pour lesquels la performance de l’approche proposée est moins bonne que la performance de l’approche classique.

- **R^2 des sujets pour lesquels notre approche est moins bonne que l’approche classique**

Parmi les 183 sujets, les sujets pour lesquels notre approche est moins bonne que l’approche classique sont au nombre de 40 (différence de plus de 0.1 dans l’indicateur de performance). De la même manière que dans le paragraphe précédent, nous ne considérons que les sujets qui ont évalué plus de 16 films pour réaliser les régressions. Le nombre de ces sujets est 25. La même procédure est appliquée pour le calcul des performances moyennes. Les coefficients de détermination ainsi que les différences moyennes de performances sont illustrées Tableau 15.

Identifiant du sujet	R^2	$k-k'$	$k-k''$	Nombre de films évalués	Sexe	Âge
45	0,748	-0.278	0	23	Femme	19
86	0,502	-0.312	0	26	Homme	23
182	0,593	-0.699	-0.099	20	Femme	24
196	0,755	-0.167	0	37	Homme	25
232	0,880	-0.163	-0.308	34	Homme	21
280	0,883	-0.81	-0.056	17	Femme	25
287	0,769	-0.178	0	25	Homme	22
293	0,728	-0.131	0	17	Homme	20
327	0,634	-0.119	0.094	22	Homme	25
333	0,727	-0.999	-0.666	17	Femme	21
354	0,675	-0.106	-0.150	37	Homme	23
359	0,864	-0.666	0	33	Homme	28
371	0,848	-0.321	-0.072	22	Homme	21
409	0,765	-0.215	-0.031	26	Homme	22
425	0,816	-0.696	-0.030	21	Homme	19
428	0,705	-0.133	-0.133	26	Femme	27
433	0,765	-0.106	0	23	Homme	20
470	0,666	-0.230	-0.097	27	Homme	27
479	0,723	-0.499	0	22	Homme	22
481	0,725	-0.226	-0.070	28	Homme	21
489	0,814	-0.350	-0.022	23	Homme	22
491	0,767	-0.232	-0.214	19	Femme	20
496	0,821	-0.207	-0.027	18	Homme	33
513	0,636	-0.167	-0.024	32	Femme	33
519	0,561	-0.246	-0.436	23	Homme	23

Tableau 15. Résultats des régressions et performances des approches pour les 25 sujets

Les résultats montrent que les sujets pour lesquels notre approche est moins performante que l'approche classique ont globalement un coefficient de détermination moins élevé. Nous remarquons ce résultat surtout pour les sujets ayant évalué un nombre important de films (au-delà de 20), et dont R^2 avoisine 0.6 voire 0.5 pour certains sujets (à l'exception de quelques sujets). Les sujets ayant évalué moins de films ont un coefficient de détermination avoisinant 0.8. Ce résultat est conforme à la théorie, en effet, le modèle calcule le meilleur coefficient pour s'ajuster aux données (lorsqu'il y'a peu d'observations, R^2 est élevé). Néanmoins, ces valeurs sont plus faibles que celles obtenues dans les tests pour lesquels notre approche est meilleure que l'approche classique.

Le coefficient général de détermination (en considérant les 40 sujets pour lesquels l'approche classique est meilleure) est $R^2=0.548$. Il est moins important que R^2 calculé pour les sujets pour lesquels notre approche est meilleure. Il existe un lien linéaire moins important entre préférences et perceptions pour les sujets pour lesquels notre approche est moins performante que l'approche classique.

Nous remarquons également que notre approche et l'approche YahooMovie ont la même performance. Cependant, dans certains tests, l'approche YahooMovie est légèrement plus

performante que l'approche proposée, à l'exception de certains cas où la différence est remarquable et pour lesquels R^2 n'est pas important.

Enfin, nous remarquons que parmi les sujets étudiés (tableau 15), le nombre de femmes et de personnes âgées de plus de 25 ans, est plus important que dans le précédent cas (tableau 14).

4.3. Discussion

Nous avons supposé dans ce travail que la prise en compte des évaluations perceptives d'un film permet d'améliorer les recommandations produites par l'approche de recommandation classique basée sur le filtrage collaboratif traditionnel. Le protocole expérimental que nous avons mis en place a permis de vérifier à travers des tests grandeur nature que notre approche permet d'améliorer légèrement ces recommandations. Mais sur l'ensemble des sujets interrogés, cette différence n'est pas vraiment significative.

La faible différence de performance entre l'approche classique et l'approche proposée peut s'expliquer par le fait que pour certains sujets, la fonction de préférence est individuelle et n'a pas de tendance de groupe; le nombre des fonctions de préférence individuelles peut être élevé. En effet, pour que notre approche donne des résultats meilleurs, il faudrait qu'il y ait des fonctions communes (ou plus ou moins proches) entre les sujets. Si chaque sujet a sa propre fonction de préférence, le filtrage de second niveau n'apportera pas d'amélioration, car le sujet actif se trouvera seul dans Voisinage 2. Dans ce cas, nous rappelons que nous avons choisi d'appliquer l'approche classique afin de lui proposer quand même des films. Il devient par conséquent logique que notre approche ait la même performance que l'approche classique.

Pour une certaine catégorie de personnes, telles que celles ayant plus de 30 ans ou pour les femmes, la moyenne montre que notre approche est moins performante. Plusieurs facteurs peuvent expliquer cet écart, quoiqu'il n'y ait pas de moyen d'identifier la cause exacte.

Il est possible que les sujets ne soient pas réellement cohérents dans leurs évaluations (dans ce cas, identifier les sujets incohérents permettrait de les écarter des tests et d'éviter ce biais). Il est également possible que certains sujets aient eu une difficulté à coter certaines émotions ; il n'était pas évident de quantifier leur ressenti en regardant un film. Par conséquent, la qualité des descripteurs perceptifs identifiés n'est peut être pas bonne pour ces sujets.

De plus, il se peut que certaines personnes aient oublié les détails émotionnels relatifs aux produits, puisque les films qu'ils ont vus peuvent remonter jusqu'à 3 ans. Par conséquent, l'évaluation d'un film vu il y a une semaine ne serait pas forcément identique à une évaluation d'un film vu il y a un an ou plus. Le facteur temps peut aussi influencer le jugement des sujets.

Il est aussi important d'ajuster convenablement les seuils perceptifs pour de meilleurs résultats. D'où la nécessité d'une méthode qui permette de déterminer les bons seuils perceptifs et de les ajuster pour une meilleure performance de l'approche proposée.

Pour certains profils de sujets, expliquer la préférence à partir des perceptions a permis d'améliorer la qualité des recommandations par rapport à l'approche classique. Pour un grand nombre de ces sujets, la préférence pour un film est expliquée en grande partie par les évaluations des descripteurs perceptifs. Par conséquent, pour ces sujets, nous sommes arrivés à établir un lien entre leurs préférences pour un film et leurs perceptions et à répondre à la problématique de recherche ; notre hypothèse a permis de valider l'approche proposée. Ces résultats ne sont cependant pas généralisables puisque pour d'autres sujets ce n'était pas le cas.

Notre approche a amélioré les résultats pour des sujets pour lesquels il existe un lien linéaire entre préférences et perceptions. Nous avons en plus pu confirmer ces résultats pour des sujets pour lesquels il existe un lien linéaire faible entre préférences et perceptions. En effet, la performance de notre approche est généralement moins bonne que celle de l'approche classique pour cette catégorie de sujets.

4.4. Conclusion

Nous avons mis en place dans ce chapitre une expérimentation afin de vérifier la validité de notre méthodologie. Nous avons choisi de réaliser des tests réels en diffusant un questionnaire en ligne sur les films. Nous avons ensuite comparé notre approche à l'approche classique, puis nous l'avons appliquée sur des attributs utilisés par YahooMovie. Les performances ont été aussi étudiées suivant des critères démographiques des sujets tels que l'âge et le sexe, et pour une certaine catégorie de sujets.

Les descripteurs perceptifs évalués par les sujets ont été déterminés par une méthode de recueil utilisant le DES. Cet instrument a été validé par plusieurs auteurs et est connu par son efficacité, il a été souvent repris dans les études de satisfaction.

Les résultats du protocole expérimental ont montré que dans certains tests en faisant varier les seuils perceptifs, il est possible d'arriver à de meilleurs résultats comparés à l'approche classique. Cependant, dans certains tests, ces seuils sont très discriminants, ce qui donne des résultats parfois moins performants que l'approche classique. Il est aussi probable que le nombre de profils perceptifs des sujets soit élevé, ce qui implique que notre approche n'améliore pas les recommandations de films. Le choix des descripteurs perceptifs peut aussi avoir une influence sur la performance de l'approche proposée.

Néanmoins, pour certains profils de sujets, l'approche proposée est meilleure que l'approche classique et légèrement meilleure que l'approche basée sur les descripteurs utilisés par YahooMovie. Pour un nombre de sujets pour lesquels il existe un lien important entre leurs préférences pour un film et leurs perceptions, nous avons pu confirmer que la prise en compte de la perception permet d'améliorer la qualité des recommandations de films. Des tests avec des sujets pour lesquels notre approche est moins performante que l'approche classique, ont globalement montré qu'il existe un lien linéaire moins important entre leurs préférences et leurs perceptions. Ces résultats ont permis de valider notre hypothèse de travail. Cependant, nous ne pouvons pas généraliser ces résultats, car pour certains sujets pour lesquels la perception conditionne la préférence, notre approche n'est pas meilleure que l'approche classique.

Conclusion Générale – Perspectives du travail

Ce travail a porté sur la conception d'une méthodologie permettant à un utilisateur d'un système de recommandation d'instruire pertinemment sa préférence pour un produit et de l'aider dans son choix tout en prenant en compte sa perception. Afin de tester un système de recommandation sur des données simulées, une méthode de création de bases de données virtuelles a été aussi proposée. Les données créées sont basées sur des hypothèses marketing, à savoir qu'il existe des segments de clients ayant des préférences similaires, qu'il existe des typologies concernant les perceptions des clients, et qu'enfin les préférences sont construites à partir des perceptions.

Dans un système de recommandation, plusieurs scénarios d'usage peuvent être envisagés. Dans ce travail, un scénario qui consiste à émettre des recommandations spontanées de produits à un client a été choisi. Le cas d'application considéré est la recommandation de films long métrage.

Notre hypothèse de base est que la prise en compte de la perception améliore la qualité des recommandations. Le but était de montrer que si la relation entre la préférence d'un client et sa perception existe, elle pourrait être exploitée dans un système de recommandation pour fournir de meilleures propositions de produits.

Dans un premier temps, nous avons mis en place une épreuve de détermination de descripteurs perceptifs d'un film. A cet effet, nous nous sommes basés sur un instrument qui a été validé par différents auteurs et est connu par son efficacité, le DES ; cet instrument a été souvent repris dans les études de satisfaction et appliqué dans des études sur l'achat et la consommation des produits. Nous avons considéré que ces descripteurs, ainsi déterminés, peuvent représenter des entrées d'une approche de recommandation de produits pouvant améliorer la qualité des propositions du filtrage collaboratif traditionnel. L'approche proposée utilise le filtrage collaboratif traditionnel et une sélection de voisinages basée sur la similitude entre clients. Ces voisinages rassemblent des personnes partageant les mêmes préférences d'un point de vue émotionnel.

Notre contribution consiste à prendre en compte -outre les évaluations des produits- un raffinement des évaluations basé sur les émotions et à constituer une base de données de clients virtuels simulée. Pour cela, nous avons mis en place une procédure de test afin de

quantifier la performance de l'approche proposée et de l'approche de recommandation classique basée sur le filtrage collaboratif traditionnel, ensuite de comparer ces approches.

La procédure de test suppose que les clients sont cohérents dans leurs évaluations des produits et définit un indicateur permettant de déterminer la performance des approches. Nous considérons que les clients peuvent être groupés selon des préférences et des perceptions et nous supposons que la préférence peut s'expliquer par l'émotion ressentie par le client envers le produit.

Les descripteurs perceptifs ne sont certes pas les seuls facteurs qui influencent la préférence. La préférence du client peut aussi s'expliquer par d'autres types de descripteurs, par exemple des caractéristiques directement liées au produit, des données sociodémographiques ou des caractéristiques sensorielles... Les erreurs générées pendant la procédure de test peuvent inclure ce type de données.

Les résultats des simulations ont montré que filtrer sur les émotions améliore la pertinence des recommandations. L'approche proposée permet donc d'améliorer les recommandations.

Afin de valider notre hypothèse et de tester notre approche avec des données réelles, des tests grandeur nature ont été mis en place via un questionnaire diffusé sur Internet. Des sujets ont répondu aux tests en évaluant divers critères : en attribuant une note globale aux films vus, des évaluations des descripteurs utilisés par YahooMovie et des descripteurs perceptifs que nous avons identifiés par la méthode de collecte basée sur le DES.

Les tests grandeur nature ainsi réalisés ont montré une légère amélioration par rapport à l'approche de recommandation classique basée sur le filtrage collaboratif, et ce pour des seuils de filtrage particuliers. Ces seuils doivent être correctement réglés. Cette différence de performance n'est cependant pas très significative. De même, nous avons testé notre approche avec comme entrées des descripteurs utilisés par YahooMovie et la différence n'était significative que pour un certain nombre de sujets.

Les tests réalisés ont montré qu'utiliser l'information sur les émotions n'améliore pas toujours les prédictions d'un système de recommandation. Il est vrai que pour plusieurs sujets, la préférence pour un film est fonction des émotions du sujet. Cependant, le nombre de modèles de préférence du panel de sujets n'est pas faible dans notre cas.

La prise en compte des similarités émotionnelles entre les clients est l'un des apports théoriques de ce travail. Déterminer le voisinage perceptif basé sur les évaluations émotionnelles des produits est meilleur qu'utiliser l'approche classique dans certains tests avec certains sujets. Pour des sujets répondant à un certain profil perceptif, l'approche proposée est meilleure que l'approche classique. En outre, l'interprétation de l'évaluation

globale du produit en fonction des évaluations des émotions du sujet est une contribution. La méthodologie déterminée permet d'identifier un voisinage pour lequel les sujets ont aimé des produits pour les mêmes raisons perceptives.

La validité de toute la méthodologie proposée avec d'autres types de produits est à discuter. En effet, la méthodologie proposée a amélioré les résultats pour certains sujets. La phase amont de notre méthodologie étant la méthode de recueil des perceptions. Elle consiste à déterminer les descripteurs émotionnels du produit. La méthode de recueil dépend certainement de la nature du produit... Les descripteurs émotionnels déterminés peuvent être valides pour des produits où l'émotion joue un rôle dans la décision de choix du client. En effet, le DES est un instrument connu par son efficacité dans plusieurs domaines. Cependant, il semble être difficile de transposer les émotions utilisées pour des produits où d'autres composantes de la perception déterminent le choix du client tels que les produits où la composante sensorielle est importante (par exemple. en agroalimentaire, pour les parfums...).

Comme perspectives de ce travail, nous pouvons nous interroger sur la généricité de toute la méthodologie : nous pouvons envisager de transposer l'approche de recommandation proposée à d'autres types de produits. Cependant, concernant la méthode de recueil, cela n'est pas envisageable pour des produits où l'émotion n'est pas le facteur déterminant du choix du client. Il serait donc intéressant de mener une réflexion sur une méthode permettant d'identifier les descripteurs pertinents sur lesquels repose la préférence du client (ou un arbre de décision permettant d'aiguiller le choix de la méthode adéquate selon la nature du produit étudié). Nous pouvons donc nous interroger sur d'autres méthodes de collecte des descripteurs. Des descripteurs autres que les émotions peuvent être considérés (descripteurs sensoriels ou autres) afin de distinguer des similitudes de natures différentes et d'autres méthodes d'évaluations de produits. Il est aussi possible de se poser la question suivante : Les descripteurs ainsi déterminés peuvent-ils évoluer dans le temps ?

Nous pouvons aussi nous interroger sur les raisons perceptives des recommandations. En effet, l'approche proposée permet d'identifier un voisinage perceptif de personnes ayant des préférences similaires et des raisons perceptives de choix similaires, cependant, elle ne permet pas d'identifier exactement ces raisons.

En outre, il serait intéressant de traduire la préférence d'un client en modèles personnalisés expliquant la note globale attribuée au produit par les évaluations émotionnelles. Ainsi, il serait intéressant de recommander un produit à un client en lui expliquant la raison perceptive de la recommandation.

Références

A.

Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. (2005). Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. *IEEE Transactions On Knowledge And Data Engineering*, Vol. 17, No. 6, June

Adomavicius, G. and Kwon, Y. (2007). New Recommendation Techniques for Multicriteria Rating Systems. *Intelligent Systems, IEEE*, Vol.22, Issue. 3

AFNOR NF ISO 11035. (1995). Recherche et Sélection de Descripteurs pour l'Elaboration d'un Profil Sensoriel par Approche Multidimensionnelle. pp. 271-300.

Amerine, M.A., Pangborn, R.M., and Roessler, E.B. (1965). Principles of Sensory Evaluation of Food. *New York: Academic Press*

B.

Baeza-Yates, R. and Ribeiro-Neto, R. A. (1999). Modern Information Retrieval. *NewYork : ACM Press ; Harlow England : Addison-Wesley, cop*

Balabanovic, M. and Shoham, Y. (1997). Fab: Content-based, Collaborative Recommendation. Vol. 40, No. 3, March. *Communications of the ACM*

Bassereau, J.F. (1993). La mesure de la perception : un outil pour les designers. In : *Actes du 1^{er} colloque sur la conception de produits nouveaux, ENSAM*, pp. 76-88

Basu, C., Hirsh, H. and Cohen, W. (1998). Recommendation as Classification: Using Social and Content-Based Information in Recommendation. *AAAI Technical Report WS-98-08*

Batra, R. and Holbrook, M. B. (1990). Developing a Typology of Affective Responses to Advertising. *Psychology and Marketing*, Vol. 7, Issue 1, pp. 11-25, Spring

Belkin, N.J. and Croft, W.B. (1987). Retrieval Techniques. *In Annual Review of Information Science and Technology, Vol. 22, pp. 109- 145*

Belkin, N.J. and Croft, W.B. (1992). Information Filtering and Information Retrieval. Two Sides of the Same Coin? *Communications of the ACM, Vol. 35, No. 12, December*

Billsus, D. and Pazzani, M.J. (1998). Learning Collaborative Information Filters. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning, pp. 46-54, Morgan Kaufmann Publishers Inc*

Billsus, D. and Pazzani, M. (2000). User Modeling for Adaptive News Access. *User Modeling and User-Adapted Interaction, Vol. 10, pp. 147-180*

Bradley, M. and Lang, P. (1994). Measuring emotion: the self-Assessment Manikin and the Semantic Differential. *Journal of Behavioral Therapy and Experimental Psychiatry, Vol. 1, pp. 49-59*

Breese, J.S., Heckerman, D. and Kadie, C. (1998). Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering. *Technical Report MSR-TR-98-12*

Brunswik, E. (1952). The Conceptual Framework of Psychology. *Chicago: University of Chicago Press*

Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems : Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction. Vol. 12, Issue. 4, pp. 331-370*

C.

Camerer, C., Loewenstein, G. and Prelec, D. (2005). Neuroeconomics: How Neuroscience Can Inform Economics. *Journal of Economic Literature. Vol. 43, pp. 9–64*

Carroll, J. (1972). Individual differences and multidimensional scaling. *In Shepard, Romney, Nerlove. Multidimensional Scaling: Theory and Application in the Behavioral Sciences. Vol. 1, pp.105–155*

D.

David, H. (1988). The method of paired comparisons. *Oxford University Press*

Deb, K. (1998). Multi-objective genetic algorithms: Problem difficulties and construction of test problems. *Evolutionary Computation, Vol.7, pp. 205–230*

Degemmis, M., Lops, P. and Semeraro, G. (2007). A content-collaborative recommender that exploits WordNet-based user profiles for neighborhood formation. *User Model User-Adap-Inter, Vol., 17, pp. 217–255.*

Desmet, P.M.A. and Hekkert, P. (2002). The Basis of Product Emotions. *In W. Green and P. Jordan (Eds.), Pleasure with Products, beyond usability (60-68). London: Taylor & Francis*

Desmet, P.M.A. (2008). Product Emotion. *In Schifferstein, H.N.J., & Hekkert, P., Product Experience (pp. 379-397). Amsterdam: Elsevier*

Desmet, P.M.A. and Hekkert, P. (2007). Framework of Product Experience. *International Journal of Design. Vol.1, No. 1*

Dhenin, J.F. (2004). Informatique Commerciale Bts Muc Ldp. *Bréal*

Dolan, R.J. (2002). Emotion, Cognition and Behaviour. *Neuroscience and Psychology. Vol. 298, No. 5596, pp. 1191-1194*

Drewnowski, A. (1993). Studies of food quality and preference: The contribution of Rose Marie Pangborn. *Food Quality and Preference. Vol.4, Issues 1–2, pp.3–9*

E.

Ekman, P. (1992). An Argument for Basic Emotions. *Cognition and Emotion*. Vol. 6, No. 3-4, pp. 169-200

F.

Fenech, O.C. and Borg, J.C. (2007). Exploiting Emotions for Successful Product Design. *International Conference On Engineering Design, ICED'07*

Fox, E. (2008). Emotion Science. *Palgrave Macmillan*

Frewer, L. J., Howard, C., Hedderley, D., and Shepherd, R. (1997). Consumer attitudes towards different food-processing technologies used in cheese production—The influence of consumer benefit. *Food Quality and Preference*, Vol. 8, pp. 271–280

Frijda, N. H. (1994). Emotions require cognitions, even simple ones. *In The Nature of Emotion*. P. Ekman & R. J. Davidson, Eds. :197-202. *Oxford University Press*. New York

G.

García, E., Romero, C., Ventura, S. and de Castro, C. (2009). An architecture for making recommendations to courseware authors using association rule mining and collaborative filtering. *User Model User-Adap Inter*, Vol. 19, pp. 99–132

Gil, S. (2009). Comment étudier les émotions en laboratoire ? *Revue électronique de Psychologie Sociale*, No. 4

Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B.M. and Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM - Special issue on information filtering*. Vol. 35, Issue. 12, pp. 61-70

Green, E. P. and Srinivasan, V. (1978). Conjoint Analysis in Consumer Research. *Journal of Consumer Research*, Vol. 5, No. 2, September

Gross, J.J. and Levenson, R.W. (1995). Emotion Elicitation Using Films. *Cognition and Emotion*, Vol. 9, No. 1, pp. 87-108

H.

Harré, R. (1986). The Social Construction of Emotions. *Oxford and New York: Basil Blackwell*

Herlocker, J.L, Konstan, J.A., Borchers, A., and Riedl, J. (1999). An Algorithmic Framework for Performing Collaborative Filtering. *In Proceedings of SIGIR'99*, pp. 230–237

Herlocker J.L. (2000). Understanding and Improving Automated Collaborative Filtering Systems. *PhD Dissertation, University of Minnesota*

Herlocker, J.L., Konstan, J.A. and Riedl, J. (2000). Explaining Collaborative Filtering Recommendations. *In Proceedings of the 2000 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 241-250

Hill, W., Stead, L., Rosenstein, M. and Furnas, G. (1995). Recommending and evaluating choices in a virtual community of use. *In Proceedings of ACM CHI'95*, pp. 194-201

Holbrook, M. et Hirschman, E. (1982). The Experiential Aspects of Consumption: Consumer Fantasies, Feelings and Fun. *Journal of Consumer Research*, Vol. 9, No. 2, pp. 132-140

Holland, J. H. (1992). Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence. *MIT Press Cambridge, MA, USA*

Hotelling, H. (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components. *Journal of Educational Psychology Vol. 24*, pp. 498–520

I.

Izard, C.E. (1972). Patterns of Emotions: A New Analysis of Anxiety and Depression. *New York, Academic Press*

Izard, C.E. (1977). Human Emotions. *New York: Plenum Press*

J.

Jordan, P.W. (2000). Designing Pleasurable Products. *Taylor and Francis*

K.

Konstan, J.A., Miller, B.N., Maltz, D., Herlocker, J. L., Gordon, L.R. and Riedl, J. (1997). Grouplens: Applying Collaborative Filtering to Usenet News. *Communications of the ACM, Vol. 40, No.3, pp. 77–87*

Konstan, J.A. and Riedl, J. (2012). Recommender Systems: From Algorithms to User Experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction, Vol. 22, pp. 101-123*

Krulwich, B. (1997). LifeStyle Finder: Intelligent User Profiling Using Large-Scale Demographic Data. *AI Magazine. Vol. 18, No. 2, pp. 37–45*

Krulwich, B., and Burkey, C. (1996). Learning user information interests through extraction of semantically significant phrases. *In Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Machine Learning in Information Access*

Kruskall, J.B. (1965). Analysis of Factorials Experiments by Estimating Monotone Transformations of the Data. *Journal of Royal Statistical Society, Vol. 27, No. 2, pp.251-263*

Külkamp-Guerreiro, I.C., Berlitz, S. J., Contri, R. V., Alves, L. R., Henrique, E. G., Barreiros, V. R. M., and Guterres, S.S. (2013). Influence of nanoencapsulation on the sensory properties of cosmetic formulations containing lipoic acid. *International Journal of Cosmetic Science, Vol. 35, pp. 105-111*

L.

Lang K. (1995). NewsWeeder: Learning to Filter Netnews. *In Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning, pp. 331-339*

Lang, P.J., Bradley, M.M., and Cuthbert, B.N. (2008). International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. *Technical Report A-8. University of Florida, Gainesville, FL*

Lashkari, Y., Metral, M., and Maes, P. (1994). Collaborative interface agents. *In Proceedings of the Twelfth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 444-449*

Lieberman, H. (1995). Letizia : An Agent That Assists Web Browsing. *In Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vol. 1, pp. 924–929*

Linden, G.D., Jacobi, J.A. and Benson, E.A. (2001). Collaborative Recommendations using item-to-item similarity mappings. *United States Patent. Patent No. : US 6,266,649 B1*

Linden, G. D., Smith, B., and York, J. (2003). Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. *Internet Computing, IEEE, Vol. 7, Issue. 1, pp. 76-80*

Lu, W. (2013). Contribution à la Conception Affective de Produits, Utilisation de Stimuli Sonores pour l'Etude des Emotions de l'Utilisateur. *Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes*

Luyat, M. (2009). La perception. *Dunod, Paris*

M.

Mantelet, F. (2006). Prise En Compte De La Perception Emotionnelle Dans Le Processus De Conception De Produits. *Thèse de Doctorat. École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers*

McHugo, G.J., Smith, C.A., and Lanzetta, J.T. (1982). The Structure of Self-Report of Emotional Responses to Film Segments. *Motivation and Emotion, Vol. 6, No. 4, pp. 365-385*

Mehrabian, A. and Russell, J.A. (1974). An Approach to Environmental Psychology. *Cambridge (MA): The MIT Press*

Références

Mesquita, B. (2003). Emotions as Dynamic Cultural Phenomena. *In R. Davidson & H. Goldsmith & K.R. Scherer (Eds.). The handbook of the affective sciences (pp. 871-890). New York: Oxford University Press*

Mladenic, D. (1996). Personal Webwatcher : Design and Implementation. *In Technical Report IJS-DP-7472. J. Stefan Institute, Department for Intelligent Systems*

Montaner, M., López, B., and De La Rosa, J.L. (2003). A Taxonomy of Recommender Agents on the Internet. *Artificial Intelligence Review, Vol. 19, pp. 285-330*

Morita, M. and Shinoda, Y. (1994). Information Filtering Based on User Behavior Analysis and Best Match Text Retrieval. *In Proceedings of the 17th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp. 272-281*

N.

Nakada, K. (1997). Kansei engineering research on the design of construction machinery. *International Journal of Industrial Ergonomics, Vol. 19, pp. 129-146*

Norman, D. (2004). Emotional design : Why we love (or hate) everyday things. *London : Basic Books*

O.

Oliver, R.L. (1994). Conceptual issues in the structural analysis of consumption emotion, satisfaction and quality: Evidence in a service setting. *Advances in Consumer Research, Vol. 21, pp. 16-22*

Osgood, C.E., May, W.H. and Miron, M.S. (1975). Cross-Cultural Universals of Affective Meaning. *University of Illinois Press*

P.

- Padilla, M., Jazi, S. and Seltene, M. (2001). Les comportements alimentaires. Concepts et méthodes. *Les filières et marchés du lait dérivés en Méditerranée. Options Méditerranéennes*, No. 32
- Panksepp, J. (1998). Affective Neuroscience: The Foundations of Human and Animal Emotions. *New York: Oxford University Press*
- Pazzani, M. (1999). A Framework for Collaborative, Content-Based, and Demographic Filtering. *Artificial Intelligence Review. Vol. 13, Issue. 5-6, pp. 393-408*
- Philippot, P. (1993). Inducing and Assessing Differentiated Emotion-Feeling States in the Laboratory. *Cognition and Emotion, Vol. 7, No. 2, pp. 171-193*
- Picard, R. W. (1997). Affective Computing. *MIT Press Cambridge, MA*
- Plutchik, R. (1980). Emotion: A Psychoevolutionary Synthesis. *New York: Harper & Row*
- R.**
- Refaeilzadeh, P., Tang, L. and Liu, H. (2009). Cross-Validation. *Encyclopedia of Database Systems, pp. 532-538*
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J. (1994). GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews. *Proceedings of ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work, Chapel Hill, NC, pp. 175-186*
- Richins, M. (1997). Measuring Emotions in the Consumption Experience. *Journal of Consumer Research. Vol. 24, No. 2, pp. 127-146*
- Risvik, E., McEwan, J. A., Colwill, J.S., Rogers, R. and Lyon, D.H. (1994). Projective mapping: A tool for sensory analysis and consumer research. *Food Quality and Preference, Vol. 5, Issue 4, pp. 263-269*
- Robertson, S.E. (1981). The Methodology of Information Retrieval Experiment. *Information Retrieval Experiment, Butterworths, London, pp. 9-31*

- Robertson, S. and Sparck Jones, K. (1976). Relevance Weighting for Search Terms. *Journal of The American Society for Information Science*, Vol. 27, No. 3, pp.129–146
- Russell, J. A. (1980). A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 39, pp. 1161-1178
- S.
- Salton, G. (1971). A Comparison Between Manual and Automatic Indexing Methods. *Journal of American Documentation*, Vol. 20, Issue 1, pp. 61–71
- Salton, G. and McGill, M. (1983). Introduction to Modern Information Retrieval. *McGraw-Hill*
- Salton, G. (1989). Automatic Text Processing. *Addison-Wesley, USA*
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J. (2000). Analysis of Recommendation Algorithms for E-Commerce. *2nd ACM Conference on Electronic Commerce*, pp. 158-167
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J and Riedl, J. (2001). Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*, pp. 285-295
- Savoy, J. and Rasolofo, Y. (2004). Hyperliens et recherche d'information sur le web. *7^{èmes} Journées Internationales d'Analyse Statistiques des Données Textuelles*, pp. 1000-1007
- Schafer, J. B., Konstan, J., and Riedl, J. (1999). Recommender Systems in E-Commerce. *Proceedings of the 1st ACM Conference on Electronic Commerce*, pp. 158-166
- Schafer, J.B., Konstan, J. and Riedl, J. (2001). E-Commerce Recommendation Applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 5, Issue 1-2, pp. 115-153
- Schiffman, S.S., Reynolds, M.L. and Young, F.W. (1981). Introduction to Multidimensional Scaling. *Academic Press. New York*
- Schlich, P. et Chabanon, C. (2000). L'Analyse Sensorielle Appliquée au Confort de Freinage. *Revue Française du Marketing*, No.179-180, pp. 129-142

Schlosberg, H. (1952). The Description of Facial Expressions in Terms of Two Dimensions. *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 44, pp. 292-237

Shang, H., Hsu, Ming, C., Chuang, Chien, C., Chang, C. (2000). A semantic differential study of designers' and users' product form perception. *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol. 25, pp. 375-391

Shardanand, U. and Maes, P. (1995). Social Information Filtering: Algorithms for Automating "Word of Mouth." *In Proceedings of ACM CHI'95 Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 210–217

Soboroff, I. and Nicholas, C. (1999). Combining Content and Collaboration in Text Filtering. *In Proceedings of the IJCAI'99 Workshop on Machine Learning for Information Filtering*.

SSHA, ISHA, and Sztrygler, F. (1998). Evaluation Sensorielle. Manuel Méthodologique. *Collection STAA. Technique et Documentation*

Stone, H., Sidel, J., Oliver, S., Woosley, A., and Singleton, R.C.C. (1974). Sensory Evaluation by Quantitative Descriptive Analysis. *Food Technology*, Vol. 28, No. 11, pp. 24-34

T.

Tomkins, S.S. (1962). Affect Imagery Consciousness: Vol 1. The Positive Affects. *New York: Springer*

Tomkins, S.S. (1970). Affect As The Primary Motivational System. *In M. Arnold (Ed.), Feelings and Emotions. New York: Academic Press*

U.

Ungar, L.H. and Foster, D.P. (1998). Clustering Methods for Collaborative Filtering. *In Proceedings of the Workshop on Recommender Systems AAAI Press*

V.

Vanhamme, J. (2002). La Surprise et Son Influence Sur la Satisfaction des Consommateurs. Le cas de l'expérience de consommation/achat. *Thèse Présentée en Vue de l'Obtention du Grade de Docteur en Sciences de Gestion*

Verrièle, M., Plaisance, H., Vandembilcke, V., Locoge, N., Jaubert, J.N., Meunier, G. (2012). Odor Evaluation and Discrimination of Car Cabin and its Components: Application of the “Field of Odors” Approach in a Sensory Descriptive Analysis. *Journal of Sensory Studies*. Vol. 27, Issue 2, pp. 102–110

Vozalis, E. and Margaritis, K.G. (2003). Analysis of Recommender Systems' Algorithms. *In Proceedings of the 6th Hellenic European Conference on Computer Mathematics and its Applications*

W.

Watson, D., and Tellegen, A. (1985). Toward a Consensual Structure of Mood. *Psychological Bulletin*, Vol. 98, No. 2, pp. 219-235

Wierzbicka, A. (1995). The Relevance of Language to the Study of Emotions. *Psychological Inquiry*, Vol., 6, No. 3, pp. 248-252

Annexe

a. Liste des films à évaluer lors du questionnaire en ligne

1. Expandibles 2 : unité spéciale	2. L'âge de Glace : la dérive des continents	3. The Dark Knight Rises	4. Blanche neige
5. Chronicle	6. The artist	7. La taupe	8. John Carter
9. Sur la Piste du Marsupilami	10. La colère des titans	11. Battleship	12. Or noir
13. Des vents contraires	14. Polisse	15. Présumé coupable	16. La fille du puisatier
17. Le Dernier des Templiers	18. Arrietty le petit monde des chapardeurs	19. Largo Winch II	20. Légitime défense
21. Scream 4	22. Minuit à Paris	23. Harry Potter et les reliques de la mort	24. La Planète des singes : les origines
25. Intouchables	26. Le Stratège (Moneyball)	27. Contagion	28. Sans identité (Unknown)
29. Rango	30. Limitless	31. Fast and Furious 5	32. Pirates des Caraïbes 4
33. Kung Fu Panda 2	34. X-men : le commencement	35. Transformers 3 : la face cachée de la lune	36. Comment tuer son Boss ? (Horrible Bosses)
37. Warrior	38. Drive	39. Killer Elite	40. Real Steel
41. Le Chat Potté	42. Blitz	43. Le Discours d'un roi	44. True Grit
45. Ma part du gâteau	46. The Tree of Life	47. Insidious	48. Paul
49. Rio	50. Destination finale 5	51. Les Trois Mousquetaires	52. Source Code
53. Le Skylab	54. Thor	55. Mission impossible - Protocole fantôme	56. Rien à déclarer
57. Les Aventures de Tintin : Le Secret de la Licorne	58. Les Hommes libres	59. Les Lyonnais	60. Le moine
61. Océans	62. Sherlock Holmes	63. Percy Jackson, le voleur de foudre	64. Les Chèvres du Pentagone
65. Tout ce qui brille	66. Alice au pays des merveilles	67. Les Aventures extraordinaires d'Adèle Blanc-Sec	68. Mammouth
69. Camping 2	70. Iron Man 2	71. Shrek 4	72. L'Italien
73. Arthur 3 la guerre des 2 mondes	74. Raiponce	75. Megamind	76. Les Emotifs Anonymes
77. Green Zone	78. Robin des Bois	79. The Karate Kid	80. Toy story 3
81. Fair Game	82. The Tourist	83. Les Petits Mouchoirs	84. In the Air
85. Shutter Island	86. Le Choc des titans	87. Kick-Ass	88. Date limite
89. L'homme qui voulait vivre sa vie	90. Le Monde de Narnia : l'odyssée du passeur d'aurore	91. Another Year	92. Sound of Noise
93. Rouge comme le ciel	94. The Ghost Writer	95. À bout portant	96. Hollywoo
97. Il reste du jambon ?	98. LOL	99. Harry Potter et le prince de Sang-Mêlé	100. Avatar

Tableau 16. Liste des films du questionnaire

b. Description du texte donné aux sujets pour faire le test

Dans ce sondage, divers films vous seront présentés.

Il vous est demandé de donner votre avis sur les films que vous avez regardés à propos de :

- Votre impression générale
- Votre impression sur des critères spécifiques de chaque film
- Votre impression sur les émotions qu'a suscitées un film en vous

Vous pouvez à tout moment quitter le sondage en appuyant sur le bouton « Quitter le sondage » en haut à droite de chaque page.

Avant de donner votre avis sur les films qui vous seront présentés, veuillez renseigner les informations suivantes :

Vous êtes :

- Homme
- Femme

Votre âge :

Résumé

La conception de systèmes de recommandations d'achats en ligne, tels que ceux utilisés par exemple en commerce électronique, est un vrai challenge. Cela nécessite de comprendre le besoin du client afin de lui conseiller des produits adaptés, c'est-à-dire ceux qu'il est susceptible d'apprécier. Ces recommandations doivent s'effectuer à partir de données déjà présentes dans la base de données, généralement peu abondantes. Les systèmes actuels de recommandation se basent sur des ressemblances entre clients sur des produits achetés (ou évalués) pour émettre des recommandations. Parmi les techniques les plus utilisées dans les sites en ligne, nous nous sommes intéressés au filtrage collaboratif, pour lequel les recommandations générées sont basées sur des similarités pouvant exister entre les clients. Ce travail s'inscrit dans une démarche de recommandations de produits qui prend en compte les préférences et les perceptions du client. Nous proposons une approche basée sur une évaluation de la préférence, enrichie par les perceptions du client lors de son expérience avec le produit. L'objectif du travail est de déterminer comment prendre en compte les perceptions du client dans un système de recommandation, et de déterminer dans quelle mesure la prise en compte des perceptions contribue à améliorer la qualité des recommandations émises par un tel système. Le travail se focalise sur deux approches de recommandations. La première, appelée approche « classique », est basée sur le filtrage collaboratif à partir de la préférence déclarée des clients sur les produits. La seconde, qui est l'approche proposée, consiste en une combinaison du filtrage collaboratif traditionnel basé sur la préférence, enrichie par un filtrage sur les évaluations perceptives des produits. La recommandation est alors basée sur une similarité de préférence et une similarité perceptive entre les clients. Dans cette approche, les données perceptives incluent principalement des évaluations des produits selon des descripteurs émotionnels. Pour comparer les deux approches, nous avons tout d'abord réalisé des recommandations à l'aide d'une base de données simulée, comportant différentes évaluations de clients virtuels. Pour estimer la performance de chaque approche, une procédure de test a été implémentée, en définissant un indice de qualité de recommandation et une procédure de validation croisée basée sur des tirages aléatoires. Cette phase de simulation a permis d'ajuster différents paramètres de l'approche proposée. Ensuite, une enquête en ligne a été réalisée pour créer des données avec des clients réels. Le produit considéré pour réaliser les expérimentations est le film long métrage. Plusieurs centaines de clients ont exprimé leurs préférences et leurs perceptions sur un ensemble de films du marché actuel, à l'aide d'une enquête sur Internet. Cette enquête a servi de terrain expérimental pour étudier sur des données réelles la qualité des recommandations des deux méthodes, qualité calculée avec la procédure de validation croisée. Des attributs généraux des films ont également été introduits afin d'estimer leur intérêt dans une procédure de recommandation. Les résultats montrent que sur les données simulées, pour lesquelles l'expérimentateur maîtrise totalement les relations entre les préférences et les perceptions, la qualité de recommandation de l'approche proposée est supérieure à celle de l'approche classique. La prise en compte des évaluations perceptives des clients conduit bien à une amélioration de la qualité des recommandations. Pour les données réelles, issues de l'enquête sur les films longs métrages, les résultats sont différenciés. Même si la qualité de l'approche proposée n'est en moyenne pas significativement meilleure que celle de l'approche classique, on constate que pour certains clients, des performances supérieures sont obtenues. La performance en fonction de critères démographiques a été aussi étudiée, ainsi que celle pour différentes catégories de clients.

Mots-clés : Perception, Préférences, Emotions, Systèmes de recommandations, Filtrage collaboratif

Abstract

The design of online recommendation systems, such as those used for example in e-commerce, is a real challenge. This requires understanding the customer's need in order to recommend the right product for him/her, i.e those that are likely to be appreciated. These recommendations should be made from data already in the database, usually scarce. The current recommendation systems are based on similarities between customers on products purchased (or assessed). Among the techniques used in most online sites, we are interested in collaborative filtering, in which the recommendations are generated based on similarities that exist between customers. This work concerns the development of a products recommendation method that takes into account the customer preferences and the perceptions. An approach based on the assessment of the preference is first described. It is enriched by the customer perceptions when using the product. The objective of the study is to determine how to take into account the customer's perceptions in a recommendation system, and to what extent the perceptions help to improve the recommendation quality of such a system. The work focuses on two recommendation approaches. The first, called "traditional" approach, is based on the collaborative filtering from the stated customers' preference about the products. The second is the "proposed" approach. It is a combination of the traditional collaborative filtering based on preference, enriched by filtering on perceptual evaluations of products. The recommendation is then based on a preference similarity and a perceptual similarity between the customers. In this approach, the perceptual data mainly includes product evaluations according to emotional descriptors. To compare the two approaches, we first performed recommendations using a simulated data base made of various profiles of virtual customers. In order to estimate the performance of each approach, a test procedure has been implemented. A recommendation quality index and a cross-validation procedure based on random samples are defined. This simulation phase allowed adjusting various parameters of the proposed approach. Then, an online survey was conducted to create data with real customers. The considered product to carry out experiments is a movie. Hundreds of customers expressed their preferences and perceptions on a range of movies of the current market, using an Internet survey. This survey was used to study on real data the recommendations' quality of the two approaches. The recommendation quality is computed using the cross-validation procedure. General attributes of the movies have also been introduced in order to assess their interest in a recommendation procedure. The results show that on simulated data, for which the experimenter completely controls the relationship between preferences and perceptions, the recommendation quality of the proposed approach is better than the traditional approach. Taking into account customers' perceptual assessments improves the quality of recommendations. For real data from the survey on movies, the results are varied. Although the quality of the proposed approach is on average not better than the traditional approach, we notice that for some customers, better performances are obtained. Performance based on demographic criteria was also studied, as well as for different categories of customers.

Keywords: Perception, Preferences, Emotions, Recommendation Systems, Collaborative filtering

Discipline : Sciences de l'Ingénieur